



OTIMIZAÇÃO E ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS PARA PROCESSAMENTO DE PADRÕES INTERFEROMÉTRICOS POR COMPUTAÇÃO EVOLUCIONÁRIA

Ricardo dos Santos França

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, COPPE da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica.

Orientador: Antônio Carneiro de Mesquita Filho

Rio de Janeiro
Março de 2015

OTIMIZAÇÃO E ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS PARA PROCESSAMENTO DE
PADRÕES INTERFEROMÉTRICOS POR COMPUTAÇÃO EVOLUCIONÁRIA

Ricardo dos Santos França

TESE SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO LUIZ
COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA (COPPE) DA
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS REQUISITOS
NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR EM CIÊNCIAS EM
ENGENHARIA ELÉTRICA.

Examinada por:

Prof. Antônio Carneiro de Mesquita Filho, Dr. D'État.

Prof. Jorge Lopes de Souza Leão, Ph.D.

Prof. José Gabriel Rodriguez Carneiro Gomes, Ph.D.

Prof. Marco Aurélio Cavalcanti Pacheco, Ph.D.

Dr. Gregory Amaral Kyriazis, Ph.D.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

MARÇO DE 2015

França, Ricardo dos Santos

Otimização e Estimação de Parâmetros para Processamento de Padrões Interferométricos por Computação Evolucionária / Ricardo dos Santos França. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2015.

XI, 220 p.: il.; 29,7 cm.

Orientador: Antônio Carneiro de Mesquita Filho

Tese (doutorado) – UFRJ/ COPPE/ Programa de Engenharia Elétrica, 2015.

Referencias Bibliográficas: p. 187-211.

1. Otimização. 2. Interferometria. 3. Computação Evolucionária. I. Mesquita Filho, Antônio Carneiro de. II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Elétrica. III. Título.

AGRADECIMENTOS:

Aos meus colegas da COPPE/PEE, do INMETRO e de alhures pelas sugestões, discussões, apoios físicos, logísticos e psicológicos vitais para o andamento dos trabalhos, mas especialmente as pessoas abaixo citadas:

Daniele Cristina Oliveira (COPPE/PEE)

Felipe Senra Ribeiro (COPPE/PEE)

Germano de Souza Fonseca (COPPE/PEE)

Leandro Teixeira Dornelles (COPPE/PEE)

Manoel Castro Alvarez Perez (COPPE/PEE)

Luis Carlos Pereira do Amaral (COPPE/PEE)

Igor Malinovski (INMETRO)

Juliana Freitas Santos Gomes (INMETRO)

Carla Thereza Coelho (INMETRO)

Ana Paula Dornelles de Alvarenga (INMETRO)

Iakyra Borrakuens Couceiro (INMETRO)

Paulo Ribeiro Guimarães Couto (INMETRO)

Giseli Araujo Ramos (de outros círculos, pelas boas idéias)

Resumo da Tese apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Doutor em Ciências (D.Sc.)

OTIMIZAÇÃO E ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS PARA PROCESSAMENTO DE PADRÕES INTERFEROMÉTRICOS POR COMPUTAÇÃO EVOLUCIONÁRIA

Ricardo dos Santos França

Março/2015

Orientador: Antônio Carneiro de Mesquita Filho

Programa : Engenharia Elétrica

Métodos rápidos, híbridos e heterodoxos em técnicas de otimização, conforme utilizados nas áreas de Aprendizado de Máquina e Computação Evolucionária, são pesquisados e aplicados para a estimação automática do parâmetro de fase espacial pontual em interferogramas 1D e 2D, com fins metrológicos e generalizáveis para diversas aplicações científico-tecnológicas similares. O objetivo é o projeto eficiente de algoritmos com maximização das características de rapidez e simplificação operacional e de minimização tanto da complexidade computacional como da quantidade de amostragens e de processamento de dados interferométricos. Tais características visam ainda à possibilidade de implementação em sistemas e circuitos embarcados, autônomos ou em sistemas que disponham de limitado acesso à computação de alto desempenho.

Abstract of Thesis presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Science (D.Sc.).

OTIMIZATION AND PARAMETER ESTIMATION FOR INTERFEROMETRIC
PATTERN PROCESSING BY EVOLUTIONARY COMPUTATION

Ricardo dos Santos França

March/2015

Advisor: Antônio Carneiro de Mesquita Filho

Department: Electric Engineering

Fast, hybrid and heterodox methods in optimization techniques, as used in Machine Learning and Evolutionary Computing issues, are researched and applied for automatic parameter estimation of spatial point phase in 1D and 2D interferograms, with metrological and generalized purposes in similar scientific and technological applications. The goal is in efficient algorithm design with good maximization features in speed and operational simplification, minimization of computational complexity and amount of interferometric data sampling and processing. Such features are aimed at their possible implementation in autonomous or embedded systems and circuits, or in those systems that have limited access to high performance computing.

Índice

1. Introdução	1
1.1 Considerações Iniciais	1
1.2 Objetivos do Trabalho	3
1.3 Estrutura do Trabalho	4
2. Fundamentação Teórica	5
2.1 Metrologia Dimensional	6
2.1.1 Breve Histórico de Medições em Âmbitos Dimensionais	6
2.1.1.1 Acordos Internacionais	6
2.1.1.2 Evolução na Definição das Grandezas Dimensionais do SI	7
2.1.2 Rastreabilidade	8
2.1.2.1 Definição de Padrões e Instrumentação	8
2.1.2.2 Cadeias de Rastreabilidade	9
2.1.3 Incertezas	10
2.1.3.1 Uso de Conceitos de Estatística Frequentistas X Bayesianos	10
2.1.3.2 Métodos de Avaliação de Incertezas	11
2.2 Interferometria Aplicada à Metrologia	11
2.2.1 Padrões de Referência e Trabalho (fontes espectrais)	12
2.2.1.1 Lâmpadas Espectrais	12
2.2.1.2 Lasers Estabilizados	13
2.2.2 Interferômetros e Instrumentação Associada	13
2.2.2.1 Modalidades de Medição Interferométrica	18
2.2.2.1.1 Dinâmica (Medição de Deslocamento e de Tempo/Frequência – 1D)	18
2.2.2.1.2 Estática (Medição de Formas e Distâncias Relativas - 2D)	19
2.2.2.2 Tipos de Interferômetros e seus Usos	21
2.2.3 Padrões de Transferência e Demais Artefatos Materiais Opticamente Medidos (grandezas, limites de método, limites instrumentais)	23
2.2.3.1 Blocos-Padrão	23
2.2.3.2 Padrões de Degrau e de Uso em Nanometrologia	25
2.2.3.3 Planos/Paralelos Ópticos	25
2.2.4 Aplicações Adicionais	26
2.2.4.1 Nanotecnologia (uso em microeletrônica, nanomateriais, sensores e componentes de catalisadores)	26
2.2.4.2 Pesquisa Espacial (radio e opto-astronomia, posicionamento de satélites, GPS)	26
2.2.4.3 Medidas Dimensionais de Forma e/ou Deslocamento	27
2.2.4.4 Medidas de Tempo/Frequência	27
2.2.4.5 Medidas em Escalas Quânticas / Diversas Aplicações Físico-Químicas em Ciência Básica	28
2.3 Métodos de Estimativa de Fase	28
2.3.1 Métodos 1D	28
2.3.1.1 Estimativa Direta (por inspeção visual)	30
2.3.1.2 Alteração do Caminho Óptico Efetivo (método de "Phase-stepping")	30
2.3.1.3 Fourier 1D	31
2.3.2 Métodos 2D	32
2.3.2.1 Fourier 2D	33
2.3.2.2 Aproximação Polinomial (Zernike, Seidel, PSF - "Point Spread Function")	33
2.4 Métodos de Otimização	34

2.4.1 Métodos Determinísticos	35
2.4.1.1 Modelamentos Analíticos	36
2.4.1.2 Estimativas Locais de Gradiente (ou Hessiana)	37
2.4.1.3 Treinamento de Casos em Redes de Elementos	38
2.4.2 Métodos Estocásticos (heurísticas e meta-heurísticas)	41
2.4.2.1 Inspiração Física e/ou Lógica	42
2.4.2.2 Inspiração Biológica e/ou de Grupos de Indivíduos em Agregados Coletivamente Orientados	43
2.4.2.3 Inspiração Puramente Probabilística	45
2.4.3 Métodos Híbridos	46
2.4.3.1 Partida Aleatória / Busca Determinística (por Comparações Sucessivas de Avaliações de Casos/Parâmetros de FOs)	48
2.4.3.2 Partida Determinística (Pré-Seleção de Espaço Amostral e Pré-Condicionamento) / Busca Aleatória	50
2.4.3.3 Reinicialização e/ou Multiobjetivos	51
3. Estado da Arte para Estimativa de Fase em Interferogramas	53
3.1 Reconhecimento de Padrões (Interferométricos)	53
3.1.1 Interferogramas 1D e 2D	53
3.1.2 Métodos para Estimativa de Fase	55
3.1.2.1 Aproximação de Parâmetros Polinomiais por Algoritmos Estocásticos	55
3.1.2.2 Modelos de Redes Neurais e Estimativa de Frações de Franjas	56
3.1.2.3 Uso de <i>Wavelets</i> como Aproximadores de Tamanho Mínimo.....	59
3.1.2.4 Algoritmos “Inspirados na Natureza” & Estimação de Parâmetros de Redes Neurais	60
3.1.2.5 Topologias Alternativas	62
3.1.2.5.1 Máquinas de Aprendizado Extremo (“ <i>Extreme Learning Machines</i> – ELM”)	62
3.1.2.5.2 Métodos Baseados em Análise de Componentes Principais (“ <i>Principal Component Analysis</i> – PCA”) e Análise de Componentes Independentes (“ <i>Independent Component Analysis</i> – ICA”)	63
3.1.3 Uso de Algoritmos Evolucionários Puros ou Híbridos	64
3.1.3.1 Exploração x Aprofundamento de Soluções	64
3.1.3.2 Cooperação Co-Evolutiva e Paralelismo	65
3.1.3.2.1 Programação Evolutiva Rápida ou FEP (“ <i>Fast Evolutionary Programming</i> ”).....	65
3.1.3.2.2 Emprego de Paralelismo em EAs	68
3.2 Amostragem Comprimida (“ <i>Compressed Sensing</i> – CS”).....	68
3.2.1 Breve Histórico da Área de CS	69
3.2.2 Princípios Teóricos de CS	70
3.2.2.1 Relações de Esparsidade, Incoerência Mútua e CS	70
3.2.2.2 Sensoriamento Comprimido Robusto	71
3.2.3 Técnicas Correlatas a CS	72
3.2.3.1 Métodos de Reconstrução de Sinais Esparsos em Domínios de Transformação	72
3.2.3.2 Compressão de Dados & <i>Wavelets</i>	72
3.2.3.3 Princípio da Incerteza Expandida	74
3.2.4 Métodos de Minimização por Norma associados a CS	75
3.2.5 Métodos Adaptativos	77
3.2.6 Métodos de Otimização “Inspirados” em CS	78
3.2.6.1 Semi-Determinísticos	78
3.2.6.2 Estocásticos Naturais	79

3.2.7 Aplicações de CS em Processamento de Imagem e Medidas Dimensionais	80
3.3 Soluções Implementáveis em Hardware	81
3.3.1 “Compressed Sensing” & Hardware	81
3.3.2 Algoritmos Evolucionários Aplicados em Hardware	82
3.4 Complexidade Computacional, Incertezas e Critérios de Projeto em Algoritmos Evolucionários	84
3.4.1 Cômputo do Balanço de Incertezas	85
3.4.2 Medidas de Complexidade Computacional	85
4. Metodologias Teórico-Práticas	89
4.1 Pré-definição de Restrições no Espaço Amostral e Pré-Condicionamento dos Dados	94
4.1.1 Parâmetros do Interferograma	95
4.1.1.1 Alocação de Parâmetros em Espaços Cilíndrico-Simétricos (fase x frequência)	99
4.1.2 Estimativa Rápida Aproximada do Parâmetro “frequência” - Contagem de Picos -- Fronteiras em Regiões de Restrição e Funções de Penalidade	103
4.1.3 Pré-filtragem do Sinal (Convolução Gaussiana)	104
4.1.4 Amostragem Comprimida de Poucos Pontos (<i>Pixels</i>) para Função-Objetivo e Condições de Quase-Convexidade	107
4.2 Equilíbrio entre Exploração (“ <i>Exploration</i> ”) e Aprofundamento (“ <i>Exploitation</i> ”)	108
4.2.1 Técnica de “ <i>Annealing</i> ” em Operadores de Mutação + Recombinação “Heurística” (“ <i>Exploration</i> ”)	109
4.2.2 Uso de Modelo “ <i>Steady-State</i> ” com Elitismo (“ <i>Exploitation</i> ”)	112
4.2.3 Funções de Ponderação Sobre a Função-Objetivo (“ <i>Exploration</i> ” + “ <i>Exploitation</i> ”)	112
4.2.4 Múltiplos Recomeços na Definição de Parâmetros de Variância Estocástica (“ <i>Exploration Latu-sensu</i> ”)	112
4.2.5 Refinamento de Soluções (“ <i>Exploitation</i> ”)	113
4.2.5.1 Busca de Mínimo Local por Método Simplex (Nelder-Mead)	114
4.2.5.2 Métodos de Quase-Newton (Poucos Parâmetros)	114
4.3 Métricas e Índices Úteis	115
4.4 Tolerâncias x Incertezas da Estimativa de Fase	119
4.4.1 Incertezas em Medidas de Fase Interferométrica	121
4.4.1.1 Efeitos de Quantização e Incertezas nos Imageadores	121
4.4.1.2 Atribuição de Incertezas Quantizadas ao Modelo Contínuo de Medidas Interferométricas	123
5. Resultados Comparativos de Algoritmos de Busca e Otimização em Estimativas de Diferenças de Fase	130
5.1 Algoritmos Evolucionários-Determinísticos Integrados e Comparações com Técnicas Distintas	130
5.1.1 Algoritmo Evolucionário Simplificado c/ Múltiplos Reinícios (Algoritmo #1)	131
5.1.2 Algoritmo Evolucionário Aperfeiçoado c/ Amostragem Comprimida e Pós-Etapa Determinística (Algoritmo #2)	137
5.1.3 Algoritmo Evolucionário Aperfeiçoado c/ Heurística de Redução Progressiva de Elementos e Iterações (Algoritmo #3)	144
5.1.3.1 Técnica de Poda (“ <i>pruning</i> ”) para Redução Progressiva da População de Cromossomos	145

5.1.3.2 Efeitos de Pós-Processamento	148
5.1.4 Algoritmos c/ Extensão de Parâmetros e c/ Menor Precisão Numérica (Algoritmo #4 e Algoritmo #2 modificado)	153
5.1.4.1 Testes de Multimodalidade para o Algoritmo #4	154
5.1.4.2 Testes de Distintas Etapas Determinísticas Aplicadas no Algoritmo #4	157
5.1.4.3 Efeitos de Precisão Numérica sobre o Resultado Final (testes sobre o Algoritmo #2).....	160
5.2 Estimativas de Complexidade Computacional	161
5.2.1 Operações de Ordenamento	161
5.2.2 Operações Devidas às Avaliações da FO	163
5.2.3 Efeitos Comparativos da Complexidade Computacional em Função de Modificações nos Parâmetros de Execução	165
5.2.4 Evolução de Índices de Desempenho ao Longo das Etapas Evolucionárias	167
5.3 Testes dos Algoritmos Sobre um Interferograma Simulado	170
6. Discussões, Conclusões e Desdobramentos Futuros	174
6.1 Comparações com Demais Metodologias de Aprendizado de Máquina (P. ex: Abordagem Baseada em Redes, tais como “ELM's”)	175
6.2 Redução de Complexidade Computacional	176
6.3 Possibilidade de Implementação Compacta em Hardware (APS + FPGA)	177
6.4 Conclusões	181
6.5 Desdobramentos Futuros	185
Referências Bibliográficas	187
Apêndice 1. Pseudo-Códigos dos Algoritmos Desenvolvidos.	212
Apêndice 2. Balanço de Incertezas de Medidas de Comprimento de Blocos-Padrão.	216
Apêndice 3. Princípios de Estatística Direcional Aplicados a Estimativas e Operações Sobre o Parâmetro de Fase.	219

Lista de Figuras

Figura 2.1 – Modelo esquemático/genérico de um interferômetro usado para medições de comprimento de blocos-padrão.....	14
Figura 2.2 – Efeito da combinação de quatro radiações quase-monocromáticas em um padrão de coincidências	16
Figura 2.3 – Diagrama esquemático de um interferômetro automatizado	17
Figura 2.4 – Esquema de um interferômetro de tipo Linnik	20
Figura 2.5 – Bloco-padrão de aço afixado sobre base	24
Figura 4.1 – Padrão de franjas interferométricas	90
Figura 4.2 – Coincidências de erro mínimo	91
Figura 4.3 – Projeção hipotética de valores de norma l_1	93
Figura 4.4 – Mapeamento dos dados extraídos de uma FO típica	94
Figura 4.5 – Exemplo de projeção de curvas de nível de uma FO	97
Figura 4.6 – Mapeamento das curvas de nível de uma FO real	98
Figura 4.7 – Distribuição em código Gray para representação de 16 posições	100
Figura 4.8 – Esquema representando dois espaços cíclicos parametrizados	101
Figura 4.9 – Exemplo da forma de sinais periódicos em três canais 1D paralelos	104
Figura 4.10 – Efeito idealizado de uma operação de convolução gaussiana discreta	105
Figura 4.11 – Exemplo de uma função de aptidão triangular “tri”	106
Figura 4.12 – Exemplo de aproximação de uma senóide ideal	107
Figura 4.13 – Exemplo de concentração de valores da taxa de mutação a partir de uma distribuição retangular homogênea	110
Figura 4.14 – Exemplo da etapa de recombinação heurística.....	111
Figura 5.1 – Diagrama esquemático representando as etapas de recombinação, mutação e seleção do Algoritmo #1	135
Figura 5.2 – Resultados de simulações com diversos números de pontos de amostragem e distintos parâmetros da primeira versão do Algoritmo #2	140
Figura 5.3 – Melhor resultado de uma série de estimativas de diferença de fase	142
Figura 5.4 – Descrição esquemática da topologia e dinâmica da conjugação das etapas (Algoritmo #3)	148
Figura 5.5 – Comparação dos resultados finais e distribuições por histograma dos valores de 100 pontos do Algoritmo #3, para apenas 3 pontos de amostragem	151
Figura 5.6 - Histogramas dos resultados referentes a 1000 rodadas de execução do Algoritmo #3 – Unimodal (a) e do Algoritmo #4 – Multimodal (b)	156
Figura 5.7 – Evolução do índice “XT” do melhor vetor de cada canal 1D a cada iteração pelo Algoritmo #2	168
Figura 5.8 – Evolução do índice “XT” do melhor vetor de cada canal 1D a cada iteração pelo Algoritmo #3	169
Figura 5.9 – Evolução do índice “XT” do melhor vetor de cada canal 1D a cada iteração pelo Algoritmo #4	169
Figura 5.10 – Interferograma simulado com valor arbitrado de 60 % para FRM.....	171
Figura 6.1 – Diagrama esquemático simplificado de uma implementação sugerida em hardware para um sistema de captura/processamento de interferogramas 2D de complexidade mínima (APS/FPGA)	180

1. INTRODUÇÃO

"... não convém prender-se demais a um grupo especial de experimentos; ao contrário devemos tentar nos manter a par de todos os desenvolvimentos em todos os experimentos relevantes, de modo a poder ter sempre em mente a visão geral do quadro, antes de tentar estabelecer uma teoria em linguagem matemática ou outras."

Werner Heisenberg – “Teoria, Crítica e uma Filosofia” - jul/1968.

1.1 Considerações Iniciais

A ubiquidade de aplicações metrológicas nos vários ramos da produção científica e industrial tem sido cada vez mais ostensiva nos dois últimos séculos. Desde os primeiros albores da teoria dos erros e da consolidação do Sistema Internacional de Unidades (SI), ambas surgidas por volta da dinâmica época pré- e pós- Revolução Francesa, a fusão de modelagens teóricas e aplicações práticas de métodos de medição pôde ter respaldo em técnicas teóricas e experimentais cada vez mais sofisticadas. Exemplo disto é a tendência cada vez maior para a "desmaterialização" progressiva na realização, baseada nas constantes da natureza, dos padrões primários de referência internacional das unidades de base do SI, conforme definidas em publicações periódicas emitidas pelo *Bureau International des Poids et Mesures* - BIPM. Tais realizações se deram pelo refinamento e inovação progressiva dos sistemas de medição e redução de incertezas associadas ao desenvolvimento tecnológico ao longo de todo o século XX.

O advento de tecnologias de medição sem contacto, relacionadas à grandeza de comprimento e suas derivadas (concretizadas em mensurandos de distâncias, áreas, volumes, ângulos, etc.) tem representado grandes avanços qualitativos e quantitativos nos domínios da metrologia. Este avanço se apoiou tanto sobre o refinamento dos projetos de engenharia óptica, na implementação prática de sistemas de medição baseados em princípios óptico-interferométricos, quanto através da criação de fontes radiantes de comprimento de onda bem definido ou quase-monocromáticas. Estas fontes de banda estreita incluem lâmpadas espectrais e lasers de diversas substâncias e tecnologias de emissão, acompanhadas de suas respectivas técnicas em estabilização de frequência e redução de larguras de linha.

Tais métodos e sistemas interferométricos para medição de comprimento foram desenvolvidos ainda na época da vigência internacionalmente aceita do padrão primário materializado de platina-irídio do BIPM, o qual representava e realizava a grandeza do metro. Posteriormente várias pesquisas experimentais sistemáticas foram produzidas por

metrologistas de reconhecida competência internacional como W. Koesters, E. Engelhard e outros pesquisadores oriundos do Instituto Nacional de Metrologia Alemão, o PTB (*“Physikalisch-Technische Bundesanstalt”*), desde quando ainda se denominava PTR (*“Physikalisch-Technische Reichsanstalt”*), visando a transição do metro-padrão para os padrões não-materializados. Estes sistemas localmente desenvolvidos baseados em instrumentação interferométrica e fontes espectrais luminosas tornaram possível a redefinição e a possibilidade de rastreabilidade da unidade de comprimento, com incertezas cada vez menores com o passar dos anos e dos aperfeiçoamentos tecnológicos, para todas as áreas de produção técnico-científica.

A partir desta época as práticas de medição de comprimento que apresentavam as menores incertezas passaram a ser derivativas da observação direta de padrões bidimensionais de franjas interferométricas, em sistemas interferométricos estáticos de medição, ou de leituras sequenciais de interferências construtivas e destrutivas, variantes no tempo, de intensidades luminosas produzidas por deslocamentos dinâmicos em um dos ramos de um interferômetro. Com o uso disseminado destes tipos de sistemas a cadeia de rastreabilidade passou a se estender de forma confiável, desde os padrões de geração de comprimentos de onda bem definidos até os padrões materializados fisicamente estáveis, os quais são ainda hoje usados em medições diretas comparativas na linha de produção, no chão de fábrica ou em campo. Tal divisão em etapas sequenciais na transferência de rastreabilidade metrológica se devia basicamente tanto a questões de tamanho físico como na criticalidade das especificações de operação dos interferômetros. Porém, avanços representativos na miniaturização de sistemas de controle e atuação ópticos e eletrônicos, e nas técnicas de processamento de sinais extraídos de seus sensores e detectores, têm tornado viável a construção de sistemas embarcados, ou mesmo de padrões portáteis o suficiente para que intercomparações entre sistemas distintos, mas fisicamente próximos entre si, sejam possíveis.

Por outro lado, como a própria onda eletromagnética quase-monocromática de alta exatidão em comprimento de onda é tanto o meio principal usado na medição interferométrica como realiza atualmente a própria referência de comprimento, a necessidade de proximidade física entre os padrões de referência e de medição tem sido cada vez menor, já tendo sido produzidos sistemas interferométricos metrologicamente confiáveis, onde mesmo as distâncias absolutas dos caminhos ópticos passaram a não ser mais considerados como parâmetros críticos. Implementações de princípios similares foram também aplicados em sistemas interferométricos de posicionamento de satélites baseados em lasers compactos, bem como no uso de certos métodos de extensão de medidas de

longa distância por uma fibra óptica fixa em um dos ramos de um interferômetro, permitindo que as fontes espectrais/referências de comprimento e os artefatos materiais medidos pudessem estar a quilômetros de distância uns dos outros. Esta técnica foi realizada na última década em um experimento de sucesso pelas equipes do NMIJ - o instituto metrológico nacional japonês.

Outras aplicações que derivaram dos avanços tecnológicos obtidos sobre pesquisas em sistemas interferométricos também vêm cobrindo ramos cientificamente tão variados como os de medições de padrões em escalas nanométricas, detecção e aumento de resolução de fontes em opto- e radioastronomia (como no caso da técnica "*Very Long Baseline Interferometry*" – VLBI, ou interferometria de linhas de bases muito longas), em sistemas para estudo de correlação de fótons (como nos interferômetros de intensidade do tipo "*Hanbury Brown and Twiss* – HBT"), em sistemas e métodos de inspeção por tomografia de coerência óptica ("*Optical Coherence Tomography*" - OCT), microscopia interferométrica, em técnicas usadas em geoprocessamento de imageamento por abertura sintética ("*Synthetic Aperture Imaging*" - SAI), em experimentos de manutenção de coerência em computação quântica, e até em sistemas de medição holográficos usados em controle de produção ou testes dinâmicos. Sistemas de princípios aparentados incluem os mais variados usos de instrumentação para caracterização e reconstrução de pulsos ultracurtos ou similares, como, p. ex., os baseados na tecnologia desenvolvida recentemente de pentes de frequências ópticas.

1.2 Objetivos do Trabalho.

A motivação e foco de aplicação desta pesquisa de tese é baseada no estudo e aplicação de alguns métodos de otimização e computação evolucionária, bem como de métodos determinísticos complementares, visando estimativas de parâmetros e processamento de sinais ópticos obtidos de sistemas interferométricos de referência metrológica, similares aos atualmente em uso no Inmetro - Instituto Nacional de Metrologia, Qualidade e Tecnologia. Tais sistemas são elementos fundamentais, já extensamente validados e usados para a disseminação da rastreabilidade nacional da grandeza de comprimento, os quais permitem ainda a digitalização de seus sinais interferométricos. A aplicabilidade das técnicas desenvolvidas, porém, se pretende generalizada o suficiente para adaptação a uma grande variedade de sistemas interferométricos similares, bem como seu emprego em quaisquer outros tipos de experimentos que se valham de técnicas científico/metrológicas essencialmente baseadas em princípios interferométricos, mesmo com finalidades levemente distintas.

Por fim, o uso recentemente intensivo de abordagens estocásticas em metodologias de otimização numérica ou de projeto de sistemas para estimação de parâmetros tem sido viabilizado pelo crescimento constante dos recursos computacionais. A tendência de emulação eficiente de processos inspirados na natureza nestas abordagens permite contornar dificuldades intrínsecas associadas ao uso dos métodos analíticos tradicionais.

1.3 Estrutura do Trabalho

A partir deste capítulo introdutório, no capítulo 2 são colocadas algumas fundamentações teóricas de escopo amplo, as quais exploram tanto os princípios, conceitos e avanços tecnológicos/históricos associados às medições interferométricas de uso comum nos institutos de metrologia, como dão uma visão panorâmica não-exaustiva de vários métodos e técnicas genéricas referentes aos ramos mais abstratos de otimização numérica, aprendizado de máquina e inteligência computacional.

No capítulo 3 se propõe a definição do estado da arte de algumas das referidas técnicas conhecidas de otimização, quanto às aplicações conexas aos métodos de medições interferométricas, mais especificamente ao problema da estimativa do parâmetro de fase espacial. Por fim, este capítulo se estende tanto sobre especificidades teóricas recentes (em alguns tópicos recentemente bastante ativos, como as pesquisas no tema de “amostragem comprimida”) como pelos limites e necessidades de aplicação de tais técnicas em implementações concretas e eletronicamente aplicáveis em sistemas práticos e independentes de plataformas computacionais mais sofisticadas e de alto desempenho.

No capítulo 4 se tem por meta elaborar uma metodologia de projeto de algoritmos de otimização híbrido-evolucionários, adequados a certos tipos de medidas interferométricas, contendo a proposta de alguns conceitos-guias e subdivisões teóricas que potencialmente permitam a concretização de uma maior rapidez de cálculo e simplicidade de execução.

O capítulo 5 se estrutura sobre a apresentação dos resultados associados a quatro versões do algoritmo híbrido-evolucionário pretendido, contendo distintos aperfeiçoamentos progressivos dos conceitos apresentados nos capítulos anteriores, e de fácil e rápida implementação física sobre interferogramas reais. São apresentados resultados comparáveis aos usados em sistemas similares de base metrológica-científico-tecnológica.

No capítulo 6, além das conclusões para este trabalho são apresentadas sugestões de desdobramentos futuros e potenciais aplicações em projetos de implementação embarcada (p. ex., na forma de APS e FPGAs customizados para aplicações metrológico-interferométricas) e da possível realização eletrônica dos referidos algoritmos de otimização.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

“Wer den Pfennig nicht ehrt,
ist des Thalers nicht wert.”

(Provérbio Alemão)

Denominamos aqui de interferometria o conjunto de princípios e técnicas de medições, baseados em frequências ópticas ou não-visíveis, os quais fornecem informação de fase para a determinação de grandezas de comprimento e/ou de tempo-frequência. Estas técnicas são implementadas através de sistemas que empreguem o princípio de superposição e de interferências construtivas e destrutivas entre ondas mono- ou quase monocromáticas. A informação de fase pontual, absoluta e relativa, obtida a partir da irradiação de padrões ópticos de comprimento de onda é um resultado metrológico essencial a ser obtido a partir destes tipos de técnicas, e esta informação é empregada tanto para medir respostas dinâmicas como variações de comprimento e grandezas dimensionais de formas e estruturas.

Originalmente uma das configurações mais gerais já construída de interferômetros, a de tipo Michelson, teve por objetivo operacional principal original (infrutífero, porém, devido a questões de princípio conceitual) determinar eventuais variações direcionais da velocidade da luz provocadas por um eventual arrasto do hipotético éter luminífero ao longo de eixos ortogonais na superfície da Terra (vide PIMENTEL Jr., 2012, para uma abordagem bastante detalhada quanto aos detalhes e motivações deste experimento). Uma derivação direta de tal configuração posteriormente passou a ser usada, entre outras atribuições metrológicas, para definições dinâmicas de parâmetros de deslocamento em sistemas interferométricos usados para medição de vibrações mecânicas, ou para a estimativa da resposta no domínio do tempo de padrões e sensores de aceleração.

Mesmo em configurações experimentais mais estáticas as respostas interferométricas podem conter informação metrológica relevante, quer seja a respeito de parâmetros de forma superficial, sendo estes codificados a partir das variações relativas de comprimento ao longo de eixos traçados ao longo da superfície de artefatos materiais, quer seja quanto às distâncias absolutas e relativas entre corpos, em medições sem contacto mecânico. Os valores e ordens de grandeza dos mensurandos obtidos cobrem faixas dimensionais que compreendem desde a possibilidade de se estimar resultados em escalas que vão desde unidades nanométricas até distâncias astronômicas.

Neste último caso, sofisticadas técnicas interferométricas também têm sido usadas como suporte para a melhoria da resolução em imagens obtidas nos mais diversos comprimentos de onda, dada sua exatidão intrínseca potencial. O objetivo desta tese, porém, não está vinculado com as medidas dinâmicas ou astronômicas supracitadas, e sim com explorar a aplicação de técnicas inovadoras para aperfeiçoamentos no uso de medições automatizadas específicas no âmbito interferométrico-dimensional em sistemas de cunho metrológico.

2.1 Metrologia Dimensional

Consideramos aqui uma definição operacional e viável do termo "Metrologia" como representando o conjunto de técnicas e teorias relacionadas à medição das grandezas físicas, as quais devem ser definidas a partir de acordos mútuos internacionais. As grandezas de interesse para este trabalho são as especialmente ligadas à padronização primária do comprimento e à rastreabilidade de suas grandezas derivadas, como as utilizadas em medidas dimensionais de aplicação científico-industrial, ou seja, todas as grandezas relacionadas à disseminação da unidade do metro.

2.1.1 Breve Histórico de Medições em Âmbitos Dimensionais

2.1.1.1 Acordos Internacionais

Até meados do século XX a Convenção Internacional do Metro, tendo por principal proponente o BIPM ("*Bureau Internationale des Poids et Mesures*"), mantinha em suas dependências em Paris a principal referência mundial de comprimento do sistema internacional de unidades (SI), consistindo em um artefato/padrão materializado na forma de uma barra de platina iridiada de um metro. Através de comparações dimensionais, por medições baseadas no contacto físico direto em aparatos experimentais bem controlados, o BIPM provia, por meio desta referência, a rastreabilidade na grandeza de comprimento para qualquer país que dispusesse de padrões similares para futuras comparações mecânicas para disseminar a grandeza nos seus respectivos países. O Brasil, como signatário da Convenção do Metro, seguiu praticamente desde o início as definições do BIPM referentes à manutenção da cadeia de rastreabilidade ligada às grandezas dimensionais. Atualmente entre estas atividades estão previstas realizações de diversas comparações-chave periódicas e circulantes de padrões. Entre estes se contam os padrões materializados, como os blocos-padrão usados pela indústria que efetivamente "materializam" a grandeza, e os lasers estabilizados, usados como padrões de comprimento de onda nos valores

recomendados pela principal publicação do BIPM, o periódico "Metrologia" (vide QUINN, 2003).

2.1.1.2 Evolução na Definição das Grandezas Dimensionais do SI

A partir da possibilidade de manufatura de fontes ópticas monocromáticas com suficiente definição espectral quanto aos seus principais comprimentos de onda emitidos, grupos de pesquisadores de vários institutos com tradição em metrologia como o PTB (*Physikalisch-Technische Bundesanstalt* - o instituto nacional de metrologia alemão), cogitaram a mudança da realização da grandeza do metro a partir de padrões primários materializados do BIPM para instrumentos e padrões baseados em constantes físicas e radiações luminosas em comprimentos de onda bem definidos. Tal foi o caso da equipe do Prof. Dr. Ernst Engelhart, que na década de 70 se empenhou pessoalmente na transferência destas tecnologias para o Brasil. Uma citação ligada a esta iniciativa, na forma de um informativo oficial emitido na época da instalação no país de um sofisticado interferômetro – existindo, então, somente seis modelos similares no mundo - se vê em ENGELHARD (1960). Medidas cada vez mais exatas de estabilidade e de valor absoluto de comprimento de onda das raias espectrais emitidas pelas mais diversas substâncias, bem como a engenhosa produção local de um determinado tipo de lâmpada espectral projetada para ser utilizada como padrão de referência em medidas de comprimento, estabeleceram e firmaram um sólido consenso desta transição entre os principais NMIs ("*National Metrologic Institutes*" - Institutos Metrológicos Nacionais, sigla mundialmente acordada para designar os órgãos representativos nacionais responsáveis pela guarda/disseminação das grandezas metrológicas).

A partir desta época se estabeleceu um número predefinido de comprimentos de onda a serem recomendados pelo BIPM como bases válidas para a padronização primária do metro e para o uso como padrões de transferência e de trabalho nas demais medidas não materializadas da grandeza de comprimento. Uma das radiações escolhidas, a qual no início da década de 1960 já era uma das mais bem conhecidas e estáveis e, portanto, útil como possível referência primária de comprimento, fora definida entre as várias bandas espectrais no âmbito das radiações visíveis emitidas pelo isótopo de ^{86}Kr (ENGELHARD & VIEWEG, 1961). Mais especificamente a banda escolhida correspondia à transição eletrônica $2p_{10}-5d_5$, a qual apresentava o valor central de comprimento de onda no vácuo bem estabelecido de $\lambda_0 = 0,605\ 780\ 210\ 3\ \mu\text{m}$. Esta referência espectral era a mais bem definida até então, tanto em resolução (ou número de algarismos significativos) como em incerteza, representando esta a expressão estatística de sua "estabilidade", com valor relativo da ordem de 2×10^{-9} .

Posteriormente, esta radiação de referência, mesmo que ainda considerada um padrão válido pelo BIPM, deixou de ser utilizada na escolha da realização da grandeza primária de comprimento através de lâmpadas espectrais, sendo substituída por fontes com largura espectral cada vez menor, conforme visto a seguir.

2.1.2 Rastreabilidade

2.1.2.1 Definição de Padrões e Instrumentação

A principal modalidade de instrumento metrológico, usado desde então para a transferência da rastreabilidade de comprimento dos padrões primários de radiação óptica para toda uma gama de artefatos materializados, tem sido representada por uma ampla e variada família de interferômetros, tendo estes as mais diversas configurações e topologias. Seu âmbito de uso se estendeu inclusive para as medições em radiações não visíveis, como utilizada, p. ex., nos interferômetros astronômicos baseados principalmente em interferometria de ondas de rádio. Com o tempo e a evolução de novas tecnologias como a invenção do laser no início da década de 60, a transição das referências de comprimento foi no sentido de se adotar algumas emissões de radiações ópticas em sistemas compostos por substâncias puras em células bombeadas pela emissão de lasers estabilizados, construídos a partir de certas especificações, configurações e técnicas de estabilização estritamente delimitadas pelo BIPM. Estas referências são consideradas, revistas e atualizadas pelo grupo de trabalho “Mise en Pratique” do BIPM, sendo consensualmente definidas e periodicamente apresentadas à comunidade científico-tecnológica através de publicações em seu principal periódico. Para um exemplo de uma das mais recentes atualizações destas fontes vide FELDER (2005).

Desde que se definiu que o valor da velocidade da luz seria uma constante imutável e não mais sujeita a quaisquer mudanças provenientes de medições adicionais, fazendo com que o acoplamento com a grandeza tempo/frequência passasse a se dar de forma muito mais natural, cada vez mais novas referências em padrões de frequência têm surgido, como é o caso dos relógios atômicos e seus sucedâneos tecnológicos. Em paralelo a estes foram sendo gradualmente desenvolvidos sistemas de transferência que possibilitariam redefinições muito mais adequadas e facilmente implementáveis quanto à disseminação da rastreabilidade de comprimento. Estes permitiram a migração das complexas e custosas cadeias de batimento de frequência, utilizadas até então para a transferência da rastreabilidade em passos sucessivos desde as radiações na ordem de uns poucos MHz, até as frequências ópticas na ordem de THz, para sistemas modernos baseados em

tecnologias de síntese de pentes de frequência que apresentam incertezas relativas da ordem de 10^{-15} . Esta versátil tecnologia foi desenvolvida pela equipe de pesquisa do ganhador do prêmio Nobel de 2005, Dr. Theodor W. Hänsch, a partir do final da última década do século XX. Para mais detalhes sobre esta tecnologia ver UDEM *et al.* (2002). Este tipo de instrumentação mais sofisticada está se tornando gradualmente uma peça chave dentro do sistema internacional de unidades para uma transferência metrológica com altíssima exatidão da cadeia de rastreabilidade, entre os padrões de frequência de menor incerteza, estes definidos conforme o BIPM para a realização da grandeza “tempo”, e os padrões ópticos utilizados para a disseminação da grandeza “comprimento”. Tal abordagem possibilita comparações mútuas entre faixas de frequência distintas, conservando os valores de exatidão supramencionados.

2.1.2.2 Cadeias de Rastreabilidade

Mesmo para as necessidades mais diretas da indústria, na produção de peças com especificações e tolerâncias dimensionais cada vez mais estritas e controladas, as incertezas relativas da ordem de 10^{-8} , fornecidas pelas fontes das radiações empregadas nos interferômetros de uso corrente em medições dimensionais, são plenamente aceitáveis. Deve-se considerar ainda que certas causas possíveis de variação no processo de medição podem ser eventualmente bem mais críticas que a própria incerteza nos comprimentos de onda dos padrões de referência.

As medições interferométricas com base em radiações produzidas por lâmpadas espectrais e lasers estabilizados de construção comercial mais simples são, no entanto, ainda de uso habitual nos NMIs de todo o mundo, especialmente empregados na transferência da rastreabilidade da grandeza de comprimento para artefatos materializados tais como blocos-padrão e planos ópticos. Tais referências espectrais devem necessariamente ser regularmente comparadas com outros padrões similares de outros NMIs, ou mesmo calibradas através do método de batimento de frequências junto aos padrões primários nacionais de comprimento. Estas, por sua vez, realizam a grandeza na forma das emissões espectrais de um laser de HeNe estabilizado em frequência pelo método de absorção saturada de uma célula de $^{127}\text{I}_2$, conforme a recomendação do BIPM. Desta forma a cadeia de rastreabilidade não apresenta lacunas na sua disseminação e quaisquer desvios de valores nominais nos padrões, por menores que sejam, podem ser facilmente verificados e considerados por comparações interlaboratoriais periódicas.

2.1.3 Incertezas

Nos diversos ramos da engenharia eventuais variações nos parâmetros de projeto geralmente são consideradas e se situam sob o conceito-chave de "tolerância". O conceito mais metrologicamente estrito de "incerteza", porém, abrange todas as variações de qualquer parâmetro que possa ser medido e associado a uma grandeza. Seguiremos portanto esta nomenclatura e demais termos e definições nas formas constantes no "Guia Internacional para Incerteza de Medição" (GUM), vide ISO/IEC (2010), e no "Vocabulário Internacional de Termos Fundamentais e Gerais de Metrologia" (VIM), conforme as definições em JCGM (2009).

A forte conexão deste conceito com os princípios de matemática estatística clássica sugere a possibilidade teórica da obtenção e associação de um número significativo de medições prévias à declaração de um valor final associado à grandeza medida de um instrumento ou padrão. Não está no escopo deste trabalho, porém, a apresentação de estudos mais detalhados da composição das várias fontes de incerteza das grandezas associadas às medidas dimensionais e da inclusão de suas contribuições para com a incerteza final de medição de comprimento. Mesmo em uma medida singular de valores de comprimento de um padrão materializado estas contribuições devem estar presentes na estimativa da variação estatística possível do resultado final de medição, conforme previsto nos modelos teóricos avaliados para cada sistema de medição.

2.1.3.1. Uso de Conceitos de Estatística Frequentistas X Bayesianos

Essencialmente, para fins metrológicos, estes dois conceitos devem ser considerados. Na primeira abordagem só são considerados como fazendo parte de uma distribuição estatística de uma medição os resultados de variações estocásticas provenientes de medidas sincronicamente correlacionadas sobre um mensurando desconhecido. A segunda abordagem permite a suposição e inclusão de quaisquer informações prévias quanto ao espalhamento experimental ou predefinido dos valores de um dado mensurando, sendo estes dados essenciais à descrição plena da distribuição do resultado final de uma medição, e podendo ser descritos na forma de distribuições "*prior*" distintas e específicas.

Podemos então praticamente considerar que a visão frequentista-laplaciana de associar distribuições estatísticas a um número suficientemente grande de medidas só se aplica de forma geral como uma aproximação para os casos reais de calibração, nos quais raramente se pode designar um número significativo de medidas a ser realizada sobre um mesmo artefato. Todo modelo de cálculo de incerteza deve prever a composição de

componentes prévios de incerteza, na forma de incertezas de calibração das leituras de instrumentos auxiliares, de dispersões de experimentos anteriores para determinação de estabilidade do sistema de medição, ou devido aos efeitos de variáveis ambientais e de outras componentes fora do controle do sistema. Por conseqüência, a determinação das incertezas totais de medição contém na prática um peso proporcionalmente maior das componentes de fundo bayesiano, mesmo que todo o arcabouço teórico do GUM ainda seja inspirado fortemente no modelo estatístico frequentista.

2.1.3.2 Métodos de Avaliação de Incertezas

No GUM os métodos de avaliação de componentes de incerteza são definidos aparentemente segundo origens frequentistas clássicas (oriundas de experimentos de repetitividade e reprodutividade experimental, denominadas de “tipo A”) e alternativas ou quase-bayesianas (“herdadas” de fontes externas denominadas de “tipo B”). Esta classificação depende de que a componente do balanço de incertezas tenha sido extraída de um agregado de várias medidas, contendo um grau de liberdade aproximadamente igual ao número de medidas de dispersão do sistema, ou de uma definição de limites de validade previamente recebida de medidas alheias ao sistema de medição avaliado. Conforme o GUM, podemos ainda diferenciar os termos sistemáticos (correções) dos aleatórios (incertezas) quanto aos desvios do valor dos mensurandos. Ambos devem se incluir, sempre que possível, no modelo físico do sistema para a obtenção do resultado final, e quaisquer desvios sistemáticos não explicitados podem ser incluídos posteriormente através da extensão do fator de cobertura das demais variações aleatórias.

Para estimativas em sistemas de medição fortemente baseados na inspeção das variações estocásticas dos parâmetros de um modelo, como as que usam o método de Monte Carlo, pode-se ainda explorar a consistência dos modelos teóricos através de simulações das variações de seus parâmetros e seus efeitos na distribuição do resultado do mensurando. Podemos interpretar estas variações como sendo de “tipo B”, ou seja, como sendo resultantes mais do conhecimento prévio das características do sistema de medição e das distribuições de suas variáveis dependentes do que do mensurando ou artefato em si.

2.2 Interferometria Aplicada à Metrologia

O principal tipo de instrumento usado para a transferência da rastreabilidade de comprimento dos padrões primários de radiação óptica para toda uma gama de artefatos materializados se apresenta em uma ampla e variável família de interferômetros, nas mais diversas configurações e topologias. Tais instrumentos estenderam seu âmbito de uso para

medições de radiações não visíveis, como no caso dos interferômetros astronômicos baseados principalmente em interferometria de ondas de rádio, e para o emprego de fontes de radiações não-monocromáticas. Com o tempo e a evolução de novas tecnologias utilizadas para estabilização em frequência/comprimento de onda dos lasers desde a década de 60, as referências de comprimento passaram a se apoiar também sobre algumas emissões de radiações ópticas produzidas por lasers que disponham destes tipos de estabilização. Estes, por sua vez, devem ser construídos a partir de especificações, configurações e técnicas de estabilização estritamente definidas pelo BIPM para serem considerados como padrões de comprimento.

2.2.1 Padrões de Referência e Trabalho (fontes espectrais)

A limitação de comprimento de coerência óptica em medições interferométricas, como um limite ou barreira à extensão máxima quanto à medição de comprimentos válidos, foi o principal estímulo para o desenvolvimento de fontes espectrais de banda estreita como as lâmpadas espectrais, bem como, posteriormente, de lasers estabilizados. As primeiras fontes se baseiam em transições eletrônicas bem conhecidas de certas substâncias, mais especificamente de seus isótopos, como criptônio, cádmio, mercúrio, cálcio, rubídio, etc.. Os tipos mais recentes de fontes espectrais, como os lasers estabilizados, apresentam definições de largura espectral ainda mais estritas sobre estas transições, obtidas basicamente através do controle eletrônico da dimensão de suas cavidades ópticas. Adicionalmente, algumas referências espectrais destes lasers se devem ao bombeamento óptico de células contendo substâncias com espectro de absorção muito bem definido, como o do isótopo de $^{127}\text{I}_2$, em que muitas de suas transições mapeadas já são consideradas como implementações válidas de padrões primários de comprimento pelo BIPM.

2.2.1.1 Lâmpadas Espectrais

As lâmpadas espectrais utilizadas para fins metrológicos são aquelas que contenham vapor metálico ou gases nobres. Estas fontes permitem, na maior parte dos casos, a emissão simultânea de várias radiações de banda estreita. Esta maior variedade implica, porém, na necessidade de seleção ou filtragem de um único comprimento de onda de cada vez para a irradiação do artefato a ser medido, através de elementos ópticos refrativos internos aos interferômetros. O BIPM periodicamente seleciona e publica uma lista com várias radiações recomendadas para uso como referências de comprimento e seus valores de incerteza. A incerteza relativa em comprimento de onda de tais padrões costuma ser da ordem de 10^{-8} a 10^{-10} . Este último valor corresponde a uma das radiações emitidas pela

lâmpada de ^{86}Kr , a antiga emissão óptica usada como referência primária de comprimento, conforme citado em 2.1.1.2. Outras lâmpadas também empregadas em interferômetros de operação metrológica mais simplificada são aquelas cujas substâncias emissoras são os isótopos de ^{114}Cd e ^{198}Hg , sendo as radiações principais destas substâncias também especialmente recomendadas como referências válidas.

A principal vantagem destas fontes espectrais é que as transições eletrônicas destas substâncias emitem em comprimentos de onda suficientemente espaçados e distintos entre si, de forma a facilitar sua seleção individualizada.

2.2.1.2 Lasers Estabilizados

Com a evolução tecnológica dos métodos de estabilização de frequência dos lasers estes passaram a ser empregados como referências secundárias de comprimento ou para bombeamento óptico de células contendo substâncias com perfil espectroscópico bem conhecido. Padrões primários ópticos de comprimento são geralmente configurados como lasers estabilizados na região do visível ou do infravermelho próximo, irradiando células contendo uma concentração/densidade bem definida de um isótopo específico para o iodo molecular ($^{127}\text{I}_2$) na forma sublimada e dependente de temperatura da célula. Esta substância apresenta o maior número de comprimentos de onda recomendados pelo BIPM. A vantagem do uso deste tipo de padrão é a possibilidade de "sintonia" da radiação emitida em várias transições eletrônicas recomendadas, que se situem dentro da curva de ganho dos seus respectivos lasers de bombeio.

O tipo de laser mais usado para este bombeamento, devido à sua estabilidade, e também utilizado como padrão de trabalho independente, é o de mistura gasosa de HeNe. Recentemente têm surgido desenvolvimentos metrológicos para lasers de estado sólido (p. ex. os baseados em cristais semicondutores, como os de Nd/YAG). Sua construção é feita de molde a se permitir, através de técnicas sofisticadas de estabilização eletrônica e óptica, incertezas relativas da ordem de 10^{-11} a 10^{-13} .

2.2.2 Interferômetros e Instrumentação Associada

Na Figura 2.1 podemos ver o esquema em corte de um dos interferômetros em uso pelo Inmetro (Instituto Nacional de Metrologia, Qualidade e Tecnologia), para medições interferométricas de padrões materializados. Tal instrumento emprega como fonte espectral de referência óptica uma lâmpada espectral de ^{114}Cd , a qual emite, entre outras bandas de intensidade praticamente irrelevantes, quatro bandas de radiação de forte intensidade e razoável espaçamento espectral no âmbito opticamente visível. Estas radiações são

recomendadas pelo BIPM, entre outras referências metrológicas, e são usadas como padrões em sistemas de medições de comprimento por método óptico/interferométrico.

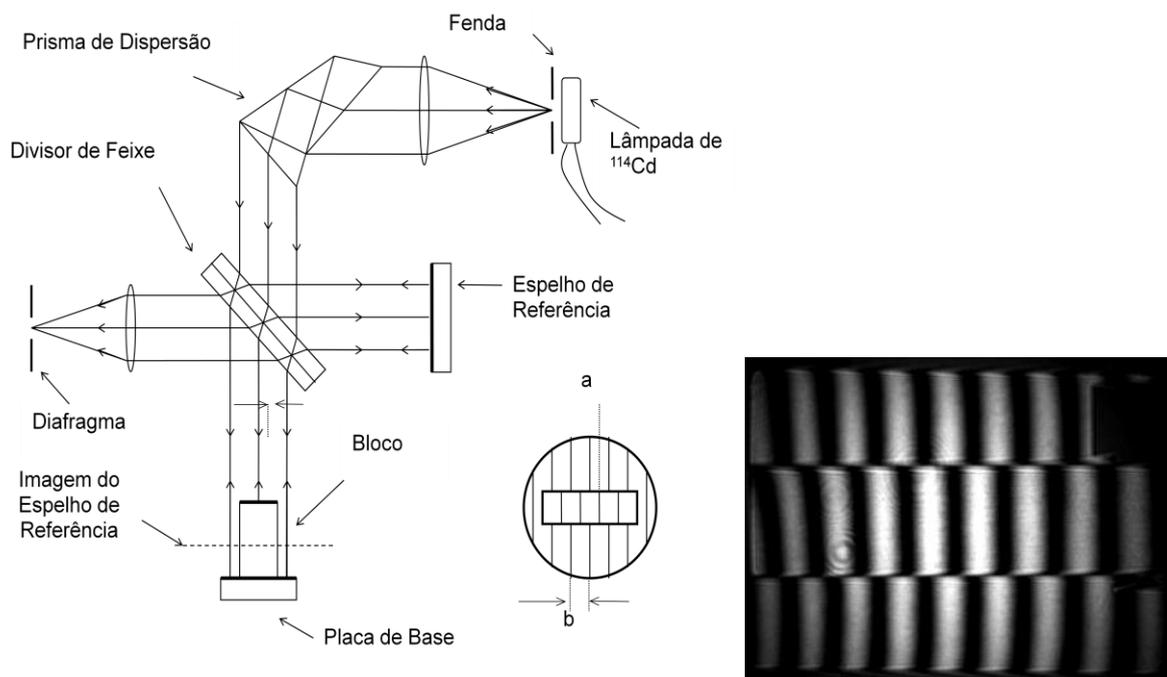


Figura 2.1 - Modelo esquemático de um interferômetro genérico de tipo Michelson/Twyman-Green, usado para medição de comprimento de blocos-padrão. O padrão circular ao lado representa esquematicamente os três conjuntos de franjas interferométricas, como projeção da vista superior das faces iluminadas. À direita se vê um interferograma real proveniente de um bloco de 23,5 mm, cuja defasagem mútua contém a informação de comprimento do bloco-padrão.

É vantajoso usar simultaneamente mais de uma radiação de referência em medições interferométricas de comprimento. Cada radiação produz um padrão interferométrico distinto e independente em função de cada comprimento de onda, e estes padrões são utilizados para definir distâncias e variações de comprimento na ordem de poucos múltiplos de comprimento de onda em torno de um comprimento nominal a ser medido. A principal desvantagem deste procedimento, porém, é a necessidade de se proceder a algumas medidas seqüenciais destes distintos padrões, em intervalos de tempo tão curtos quanto possíveis, com o fim de se evitar quaisquer efeitos de deriva quanto às medições de variáveis ambientais.

Considerando que os comprimentos de onda no vácuo são considerados as reais referências de comprimento, e que geralmente são efetuadas as medições de comprimento em câmaras não-herméticas, quaisquer variações sobre o índice de refração do ar no ambiente em torno devido a não-estacionariedade das condições atmosféricas produzem

modificações nos padrões interferométricos observados com a variação do comprimento de onda nos caminhos ópticos relevantes.

A contribuição de efeitos materiais de contração/dilatação térmica sobre as grandezas dimensionais em qualquer artefato devido a variações na sua temperatura média só pode ser claramente conhecida e definida ao se ter por base estas definições sob uma temperatura de referência, que a prática habitual e normalizada pela comunidade metrológico/dimensional define como sendo de 20 °C.

Como cada um dos efeitos supracitados modifica o padrão interferométrico observado, assim como as variações devidas a quaisquer desvios de conformidade dos parâmetros de construção dos interferômetros e dos padrões materializados em si, bem como de seus correspondentes desvios sistemáticos, é recomendado que tais sistemas devem sempre trabalhar sobre condições operacionais bastante estritas e ter suas características e limites de operação muito bem conhecidos e determinados.

Como os primeiros interferômetros desenvolvidos para sistemas de medição, bem como muitos dos ainda atualmente em uso, como é o caso do instrumento representado na figura anterior, se valiam da inspeção/estimativa visual direta da informação de fase dos padrões interferométricos, as componentes de incerteza no resultado final devidas à capacitação e ao treinamento do operador sempre eram significativas. Com a possibilidade de medições através da interpretação de imagens captadas "off-line", como ocorria anteriormente na inspeção posterior das imagens fotografadas dos padrões interferométricos, a acuidade dos resultados melhorou apreciavelmente. Porém, foi a possibilidade recente de incorporação de sistemas de captação de imagens por câmeras digitais em tempo real, bem como seu pós-processamento numérico automatizado, que fomentou o surgimento de maiores iniciativas no uso de técnicas de otimização para esta etapa do processo. Estes desenvolvimentos permitiram reduzir parte da contribuição do julgamento humano sobre a incerteza final dos resultados, bem como agilizaram o processo de medição como um todo. Uma explanação sucinta sobre as técnicas de medição interferométricas automatizadas, utilizadas de forma efetiva para a disseminação da cadeia de rastreabilidade de comprimento, recente e localmente desenvolvidas para as calibrações dimensionais no instituto nacional de metrologia alemão, o PTB, se vê em SCHÖEDEL (2010).

Da figura 2.2 pode se ver a necessidade de medição exata de frações de franja, provenientes de uma combinação de no mínimo duas a quatro referências de comprimento de onda de alta exatidão, para a determinação inequívoca de comprimento de um artefato macroscópico. Cada tipo de marcador no gráfico representa uma mesma fração de franja

lida para cada uma das radiações utilizadas respectivas, correspondendo a distintos desvios de comprimentos, espaçados regularmente de meio comprimento de onda. Somente o valor do eixo horizontal do gráfico no ponto em que os resultados de todas as radiações coincidam ao longo da linha dupla vertical corresponderá ao desvio de comprimento correto.

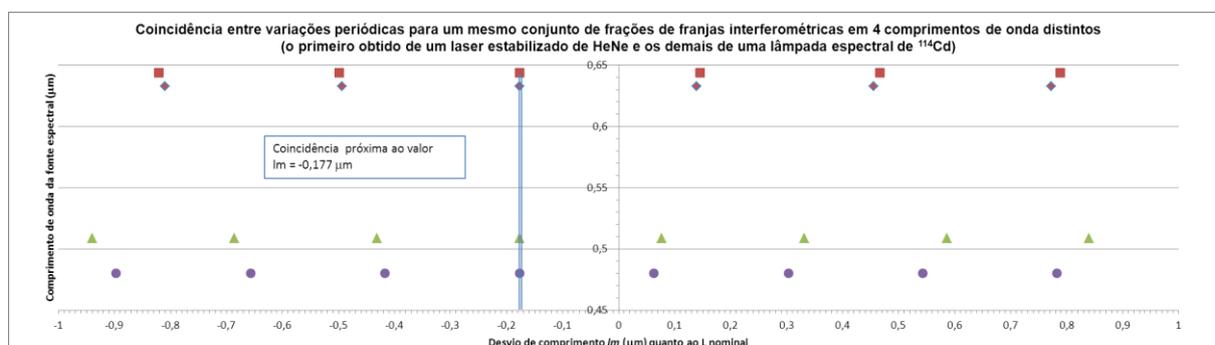


Figura 2.2 – Efeito da combinação de quatro radiações quase-monocromáticas (com valores de comprimento de onda no vácuo aproximadamente de $\lambda_1 = 632,0 \text{ nm}$, $\lambda_2 = 644,0 \text{ nm}$, $\lambda_3 = 508,7 \text{ nm}$ e $\lambda_4 = 480,1 \text{ nm}$) em um padrão de coincidências tipicamente presente em medidas interferométricas. Tais valores são associados a um bloco-padrão hipotético de comprimento nominal igual a 100 mm, o qual apresenta na sua manufatura um desvio de comprimento $\delta L = 0,177 \mu\text{m}$.

Por razões similares em HYUN *et al.* (2013) se emprega interferometria de múltiplos comprimentos de onda, os quais são produzidos em grandes quantidades de forma homoganeamente espaçada em um sistema de pentes de frequência. Suas emissões são rastreadas à referência de frequência de um relógio atômico de rubídio. Este sistema interferométrico é usado para medidas de degraus superficiais em distâncias de altura relativa desde 70 até 1800 μm , com valores de incertezas combinadas menores que 10 nm.

A aquisição em 2006 de um interferômetro automatizado comercial pelo Laboratório de Interferometria da Divisão de Metrologia Óptica do Inmetro teve por objetivo se valer da evolução recente em métodos automatizados análogos para medição de desvio de comprimento de blocos-padrão e de outros artefatos por método interferométrico, visando o aumento de produtividade e redução de algumas incertezas de medição. Na figura 2.3 se vê um diagrama esquemático deste tipo de interferômetro moderno, o qual, além de já incluir uma série de sistemas de controle e tomada de dados computacionalmente interfaceados, usa como referências metroológicas espectrais dois lasers estabilizados de HeNe emitindo em duas distintas regiões do espectro visível. Algumas estimativas automatizadas de fase extraídas dos padrões de franjas interferométricas (vide a imagem em círculo, representada no canto superior esquerdo da figura, do padrão resultante da iluminação vertical sobre as

superfícies de bloco e base), obtidas por este sistema de medição interferométrica, serão usadas neste trabalho como “*benchmark*” de comparação entre os resultados obtidos com os métodos pretendidos e os obtidos por estes sistemas já validados.

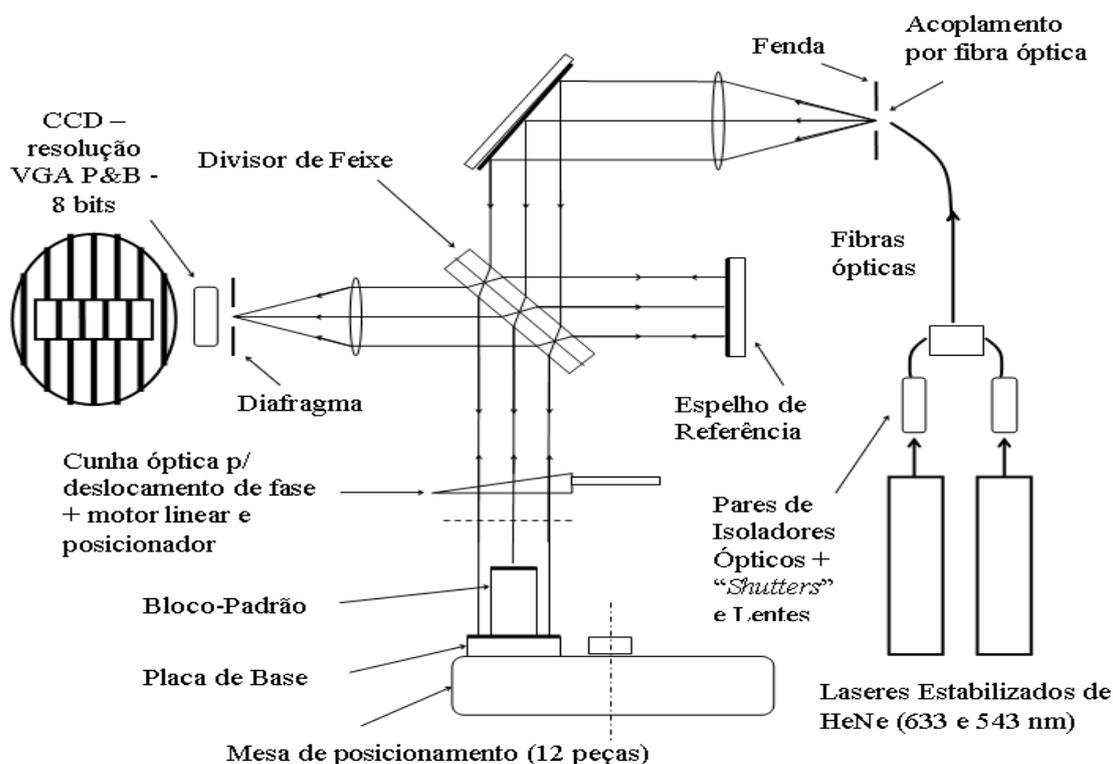


Figura 2.3 – Diagrama esquemático de um interferômetro automatizado (GBI-Mitutoyo) e de um padrão interferométrico de franjas típico, captado por uma câmera CCD, no canto superior esquerdo da figura (extraído do manual do instrumento).

A diferença entre os dois sistemas interferométricos apresentados se baseia na forma de extração da informação de fase do padrão sobre os pontos de interesse do artefato a ser medido. No primeiro tipo de interferômetro é realizada a estimativa, por inspeção visual direta ou indiretamente por câmera digital, da diferença de fase local entre o ponto central da superfície mediana que corresponde ao bloco-padrão, e as superfícies laterais, correspondentes à superfície da placa de base sobre a qual o bloco se apóia (vide rótulos na figura 2.3). A informação de fase, portanto, se dá de forma localmente distribuída sobre as vizinhanças de cada ponto de referência. No segundo tipo de interferômetro alguns padrões globais são coletados através de uma câmera CCD, variando em função de aplicação de passos de variação regular do caminho óptico dos feixes luminosos incidindo sobre o artefato. Estes passos são efetuados através do deslocamento horizontal controlado de uma cunha óptica transparente (para uma descrição completa da primeira versão deste

instrumento ver NARUMI *et al*, 1998). A fase local obtida do padrão de variação senoidal de intensidade em cada ponto depende tão somente da composição de seus valores ao longo do tempo, não dependendo de seus pixels vizinhos. A diferença final entre a fase dos pontos de referência escolhidos nas superfícies de bloco e base é obtida então da mesma forma que no método anterior.

2.2.2.1 Modalidades de Medição Interferométrica

Existe uma grande variedade de tipos e usos de interferômetros para aplicações metrológicas, além dos apresentados no item anterior. Podemos subdividir genericamente suas características de operação em modalidades "dinâmicas" e "estáticas", como segue:

2.2.2.1.1 Dinâmica (Medição de Deslocamento e de Tempo/Frequência – 1D)

Tal abordagem se concretiza pela mudança controlada na extensão de caminhos ópticos, através de um dos braços de um interferômetro de tipo Michelson, produzindo uma variação do padrão interferométrico em função do tempo. De tal variação pode se extrair a informação tanto do deslocamento efetuado quanto do tempo usado nesta operação, dependendo de qual das variáveis se deseja medir e de sobre qual delas se tenha maior controle. Geralmente a análise dos deslocamentos ao longo de um eixo é aproximada a partir de regiões quase pontuais das partes/blocos em deslocamento.

a) Medidas de deslocamento de pontas de prova materiais (como em profilômetros ou em máquinas de medição de coordenadas – CMMs – consistindo estas em operações locais de baixa velocidade) ou de refletores ópticos (como na determinação de posicionamento mútuo de satélites – derivada do método "*star-tracker*")

Tais medidas de deslocamento se baseiam em variações lentas, em que a contagem ou estimativa de variação dos padrões de interferência construtiva e destrutiva é obtida a partir do comprimento de onda utilizado como referência de comprimento. Geralmente a reflexão associada a um dos braços do interferômetro acompanha o objeto a ser deslocado em referência a um sistema de coordenadas, considerado como a referência "estacionária". A existência de eventuais flutuações no meio transparente ao longo do caminho óptico produz variações locais no comprimento de onda que devem ser levadas em consideração.

b) Medidas de vibração (acelerômetros, sistemas heteródinos, etc.)

Nestes sistemas se empregam variações diminutas de comprimento, mas com grande sensibilidade no que concerne às variações temporais. Estas formas de medição são as que

apresentam maior criticalidade quanto ao processamento "on-line", sendo muitas vezes necessário se adotar algoritmos de maior simplicidade de operação e cálculo, nos quais a banda passante do sistema seja pelo menos maior que a resposta em frequência do artefato do qual se meçam parâmetros vibracionais.

2.2.2.1.2 Estática (medição de formas e distâncias relativas – projeção em 2D)

Neste caso se produz um feixe luminoso colimado e alargado, que é refletido sobre toda a superfície a ser medida, e depois composto com um segundo feixe a partir de um segundo braço/caminho óptico em que localiza um espelho de referência. A combinação de ambos produz uma imagem na fenda de saída da ocular. Esta imagem apresenta um padrão bidimensional de franjas interferométricas no qual estão incorporadas as variações de comprimento ao longo de toda a superfície analisada. Para um exemplo deste tipo de padrão vide figuras 2.1 e 2.3.

a) Medidas de forma (planeza superficial, comprimento e rugosidade)

Esta opção é usada para a obtenção de informações diferenciais ou de variações discretas mínimas de comprimento por toda a imagem amostrada. A diferença de interpretação destas variações como parâmetros de rugosidade ou de planeza reside basicamente na maior ou menor localidade das variações de comprimento e da região de análise. Diferenças discretas em fronteiras bem definidas dentro do padrão interferométrico correspondem a degraus de comprimento. Estes, quando são de magnitude maior que meio comprimento de onda, só podem ser estimados pelo uso de mais de um padrão interferométrico distinto, gerados por mais de um comprimento de onda de uma ou mais fontes espectrais. Variações de escala menor podem ser interpretadas como flutuações estatísticas associadas a parâmetros de rugosidade superficial global das superfícies analisadas.

b) Medidas de "relevo" ou de densidade local (SARs, OCTs, AFMs, etc.)

Os sistemas baseados em SARs, ou "*Synthetic Aperture Radars*", são usados para medições de longa distância das variações de relevo em macroescala e em amplas regiões sucessivas, através das variações provindas do deslocamento de uma fonte emissora e dos padrões interferométricos ou polarimétricos de reflexão combinados com o efeito da altura dos relevos em questão (vide COLIN *et al.*, 2004, para um exemplo de aplicação desta técnica combinada com o uso de wavelets). Já outros dispositivos empregados em escala micro- e nanométrica, tais como os OCTs ou "*Optical Coherence Tomographers*", seguem

outros princípios de operação. Estes últimos empregam fontes espectrais de banda larga para identificar por coerência localizada uma ou várias transições de camadas e variações de densidade em meios distintos e transparentes à radiação utilizada, bem como suas distribuições tanto em 2D por toda a área escaneada e analisada, como ao longo da sua profundidade unidimensional. Alguns equipamentos de operação intrinsecamente não interferométrica, tais como os AFMs ("*Atomic Force Microscopes*" - microscópios de força atômica), profilômetros e rugosímetros, produzem varreduras de relevo por regiões superficiais diminutas. O primeiro tipo citado consiste de instrumentos versáteis que, entre outras aplicações, também são utilizados para medição de relevo em escalas nanométricas de padrões materiais. Estas medidas são efetuadas através de uma sondagem, em contato quase direto, de pontas de prova com tamanhos proporcionais às dimensões das estruturas a serem medidas, e cujo deslocamento é computado através de reflexões de um feixe monocromático incidente sobre a plataforma de apoio ou "*cantilever*" onde sua ponta de prova se situa. AFMs metrológicos costumam ser equipados com dispositivos interferométricos para o controle da exatidão de deslocamento ao longo dos eixos de seus componentes, ou indiretamente para a calibração de suas escalas de medição.

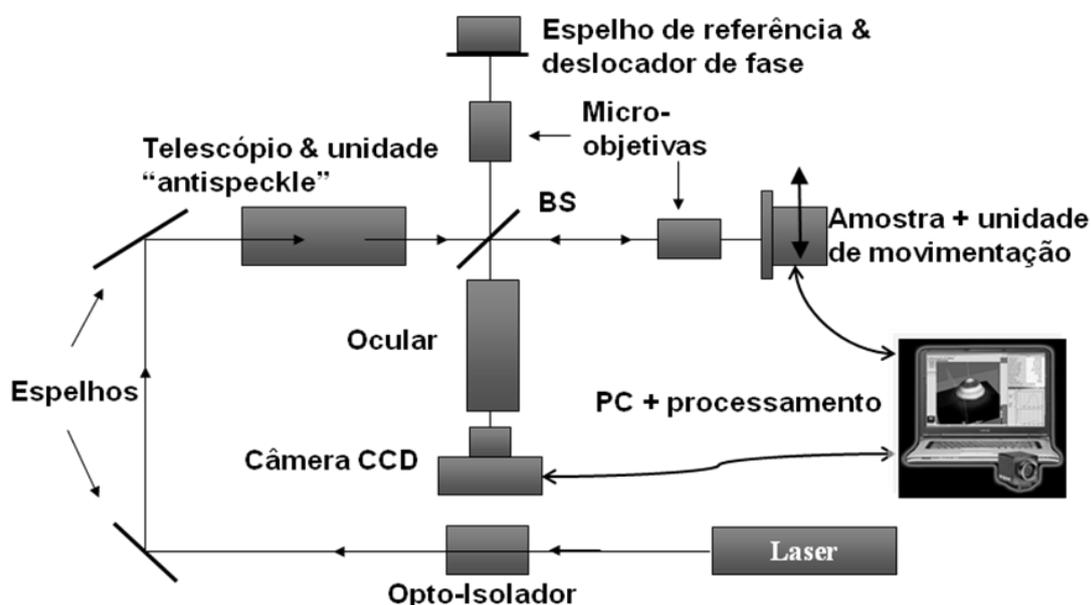


Figura 2.4 – Esquema de um interferômetro de tipo Linnik com sistema de deslocamento de fase eletronicamente controlado e de captura e processamento de imagens interferométricas para a medição automatizada de padrões de comprimento em escalas nanométricas.

A Figura 2.4 mostra o esquema de um interferômetro de tipo Linnik, desenvolvido no

Inmetro, o qual tem por objetivo a medida de padrões de tamanho reduzido para a transferência de rastreabilidade da grandeza de comprimento, a partir dos padrões de comprimento de onda. Neste caso se emprega um laser de HeNe estabilizado eletronicamente como padrão de transferência da grandeza de comprimento para os padrões materializados a serem usados na calibração posterior dos equipamentos que produzam medidas de comprimento por métodos não ópticos com resolução micro- e nanométrica, como os citados AFMs.

2.2.2.2 Tipos de Interferômetros e Seus Usos

Para definições de padrões interferométricos em medições dimensionais, as mais usadas configurações de interferômetros são aquelas que se baseiam em fontes espectrais monocromáticas. Diferenças de caminhos ópticos produzem modificações de fase nos interferogramas e as formas como estas diferenças são conjugadas são função dos tipos de interferômetros como os listados abaixo.

a) Michelson

Esta primeira e mais genérica modalidade de interferômetro se baseia na combinação de dois feixes luminosos que foram previamente separados por um divisor de feixe e depois recombinados nesta mesma peça após reflexão nas duas extremidades de seus braços ortogonais. Seu uso mais conhecido foi na determinação da isotropia da velocidade da luz (experimento de Michelson-Morley), em que o caminho óptico neste instrumento se estendia por reflexões sucessivas sobre ambas as extremidades dos braços do interferômetro com o objetivo de aumentar a sua sensibilidade (vide PIMENTEL Jr., 2012). É ainda uma das principais topologias usadas para medições de deslocamento e comprimento, da qual várias outras formas se derivaram.

b) Twyman-Green

Esta evolução específica sobre o interferômetro de tipo Michelson foi desenvolvida especificamente para medição de características de transmissão e reflexão em elementos ópticos. Praticamente todos os interferômetros usados para medição de desvio de comprimento de blocos-padrão são derivativos desta topologia.

c) Koesters

Sendo este mais uma evolução do interferômetro de tipo Michelson, consiste na substituição do elemento divisor de feixe plano no cruzamento dos eixos por um prisma

geminado de perfil específico (denominado de “prisma de Koesters”), o qual permitiu que se estabelecesse uma rotação física dos eixos dos dois braços normalmente ortogonais do interferômetro Michelson, posicionando estes de forma a torná-los paralelos. A função desta modificação estrutural foi basicamente a de minimizar efeitos de gradiente de temperatura diferencial ao longo dos caminhos ópticos, elementos e artefatos posicionados nestes dois braços, além da possibilidade de inclusão de um refratômetro duplo e evacuado para a medição direta do índice de refração do ar em torno dos artefatos.

d) Fizeau

Este é um tipo de interferômetro especializado na medição de planeza superficial, no qual a exatidão da planeza de uma superfície de referência de comparação é normalmente mais relevante que outras fontes de incerteza, como a do processo de medição e da contribuição devido à largura da fonte espectral. Devido às diferenças de comprimento a serem medidas em uma avaliação de planeza superficial serem quase sempre de variação contínua e com ordem de grandeza total de $\lambda/2$ este tipo de interferômetro pode conter apenas uma radiação de referência para suas medições. Uma alternativa específica com uso de multifontes espectrais se vê em KANDPAL *et al.* (2005). A grande maioria dos modelos comerciais recentes deste tipo de interferômetro para medição de planeza dispõe de algoritmos de processamento automático de padrões aplicado sobre interferogramas captados por câmeras digitais, bem como usa o método de deslocamento de fase interferométrica para a análise de cada pixel da imagem. Do deslocamento controlado de todo o padrão a ser medido, e da acumulação de várias "tomadas" ou "planos" de interferogramas seqüenciais conforme visto em DeGROOT (1997 e 2011), se extrai a informação de fase em cada pixel. Esta técnica, como veremos mais tarde, pode também ser aplicada em interferômetros de tipo Michelson ou Twyman-Green, usados para a medição de comprimento de artefatos e padrões.

e) Outras configurações ("*shear*", "*speckle*", astronômicos, holográficos, etc)

Existe ainda uma grande variedade de tipos e topologias de interferômetros desenvolvidos para aplicações em várias medições específicas. Os de tipo "*shear*" produzem a interferência em feixes levemente deslocados espacialmente, e são usados em sistemas mais compactos para medição de efeitos superficiais. Os de tipo "*speckle*" se valem de um aspecto de irregularidade normalmente considerado indesejável nas imagens, fruto do efeito de coerência estendida nos lasers, para se estimar mais eficientemente variações pontuais e dinâmicas nos interferogramas de deslocamento. Ainda existe uma

grande variedade de configurações de interferômetros para medidas astronômicas, tais como os usados nos sistemas de "VLBI". Seu uso cobre aplicações em separação de fontes ópticas pontuais, redução de interferências atmosféricas, estimativas de efeito Doppler estelar, etc., sendo esta classe de uso ainda dependente de um grande volume e exatidão no armazenamento e processamento de dados gerados. Os interferômetros de tipo holográfico são usados essencialmente para reconstrução de informação volumétrica, tensional e dinâmica de peças ou em sistemas de várias dimensões por inspeção remota.

Ainda existem muitas topologias derivadas das mencionadas, desenvolvidas para resolver o problema das medições em artefatos específicos, como é o caso de um tipo de interferômetro desenvolvido especialmente para medir a esfericidade e, por conseguinte, o volume, de esferas de silício monocristalino. Estes artefatos podem potencialmente ser utilizados como os futuros padrões internacionais e nacionais de massa, tendo sido sugeridos como substitutos futuros e previstos aos pesos-padrão materializados, similares à referência internacional ainda mantida pelo BIPM, ver NICOLAUS & BÖNSCH (2005).

2.2.3 Padrões de Transferência e Demais Artefatos Materiais Opticamente Medidos (grandezas, limites de método, limites instrumentais)

Para que um artefato material possa ser considerado como um padrão de transferência da rastreabilidade na grandeza de comprimento, ele deve apresentar boas características de estabilidade e homogeneidade (i. e., constância temporal e espacial). Tais padrões podem ser usados tanto como padrões de referência em medidas comparativas como "calibradores" de desvio e de linearidade de medida em máquinas eletromecânicas de medição dimensional. Apesar da grande variedade de outros padrões dimensionais (de circularidade, angulares, de rugosidade, etc.) as medidas de comprimento mais diretamente representativas são feitas sobre uma das dimensões de artefatos materiais conforme os descritos abaixo.

2.2.3.1 Blocos-Padrão

É o padrão materializado por excelência, usado em metrologia de comprimento e demais grandezas dimensionais, estendendo a cadeia de rastreabilidade da definição e realização da grandeza até as aplicações mais diretas no chão de fábrica. Suas dimensões relativas e tolerâncias dimensionais são definidas por norma e costumam ser utilizados em conjuntos contendo vários comprimentos nominais pré-definidos, os quais podem ser compostos por "colagem" ("*wringing*"), ou adesão superficial por arraste direto sobre suas faces de medição, com o fim de se obter um comprimento não-normalizado para

comparação com peças de tamanhos variados. Geralmente o comprimento-padrão de um destes artefatos é definido somente ao longo de uma das suas dimensões, a saber, entre o ponto central de uma das faces de medição e o ponto central da face oposta. São fabricados com materiais resistentes ao desgaste e à abrasão, geralmente feitos de aço, cerâmicas ou carbetos. São classificados em categorias de uso (K, 00, 0, 1, 2, 3, etc.) pela planicidade nas suas faces de medição e da tolerância aceita quanto ao seu comprimento nominal. Somente os blocos de classe mais elevada (K e 00) podem ser medidos pelos métodos interferométricos, devido à necessidade de afixação, de uma de suas faces de medição, sobre uma base com reduzidos valores de desvio de planeza, o qual deve ser similarmente estrito para a face de “colagem” do bloco. Na Figura 2.5 se vê a disposição de um conjunto bloco-base feitos do mesmo material (aço). Seu comprimento real, como o de todo artefato material, só pode ser definido em uma temperatura de referência, que é tradicionalmente de 20 °C. Portanto, mesmo eventuais e pequenas variações na temperatura do bloco quanto à temperatura de referência devem ser medidas e sua expansão térmica descontada do comprimento obtido a cada medição. Tolerâncias mais relaxadas quanto aos parâmetros de paralelismo entre suas faces, aceitas apenas para as classes menos “nobres”, podem dificultar sobremaneira a medição por métodos interferométricos.

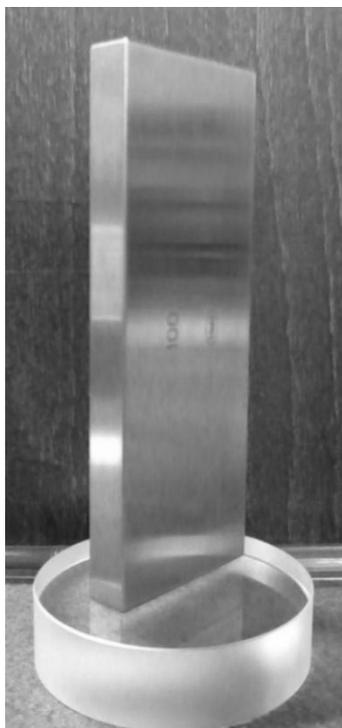


Figura 2.5 – Bloco-padrão de aço, com comprimento nominal de 100 mm ao longo de seu eixo maior, aposto sobre uma base cilíndrica de alta planeza superficial feita de quartzo e com acabamento superficial similar à da face inferior usada para a “colagem” do bloco.

Métodos interferométricos que permitam a medição destes padrões materializados com incertezas cada vez mais reduzidas são cada vez mais difundidos em comparações nacionais e internacionais, as quais validam o emprego de tais sistemas em calibrações realizadas destes padrões para o uso industrial, conforme pode ser visto nos trabalhos de MALINOVSKI *et al.* (1999), DECKER *et al.* (2004) e FRANÇA & SOUZA (2007).

2.2.3.2 Padrões de Degrau e de Uso em Nanometrologia

Estes podem ser interpretados como sendo uma modalidade diferente de bloco-padrão que contenha mais de uma superfície em degraus/alturas distintas. São usados para transferir a rastreabilidade em sistemas de medição mecânica que permitam alta exatidão localizada, em ao menos uma dimensão em escalas nanométricas, como AFMs, difratômetros, rugosímetros de alto desempenho, etc. Da mesma forma que os padrões de planeza, estes podem ser medidos através apenas de uma única referência espectral. São de fundamental importância na crescente indústria de nanotecnologia e grupos de discussão do BIPM têm sido montados para as definições de métodos e técnicas relacionados à medições destes padrões. Em MALINOVSKY *et al.* (2012) são apresentados alguns resultados bastante promissores de medições realizadas em um interferômetro de tipo Linnik, desenvolvido a partir de partes e elementos ópticos isolados, e projetado especialmente para a medição destes tipos de padrões. Ainda se apresenta como parte da evolução deste sistema o desenvolvimento de um sofisticado software de processamento de padrões interferométricos.

2.2.3.3 Planos/Paralelos Ópticos

Geralmente tendo forma cilíndrica e sendo feitos de materiais transparentes ou translúcidos de alta resistência a danos superficiais, estes padrões são usados para checagem de desvios de planeza em regiões planas localizadas de artefatos e peças, pela aposição física (“colagem” – de forma similar à anteriormente mencionada no caso dos blocos-padrão sobre suas bases) de uma de suas faces planas, sobreposta à superfície a ser inspecionada, e sob a incidência de uma luz quase monocromática. A presença e quantidade de franjas de interferência visíveis pelo lado transparente oposto permitem estimar tais desvios. A medição do desvio de planeza destes padrões em si é feita originalmente por comparação interferométrica em interferômetros de tipo Fizeau, em que a curvatura e formato das franjas obtidas e produzidas pela contraposição da superfície medida com uma superfície de referência (sem “colagem”), permite estimar o grau de

convexidade e/ou irregularidade da superfície do padrão. Nos padrões atuais, devido a pequenos desvios obtidos durante processos avançados de manufatura, só podem ser medidos mais exatamente através de processamento de área global dos interferogramas, obtidos de forma automática e através do método de deslocamento de fase.

2.2.4 Aplicações Adicionais

O advento de sensores e imageadores de resolução, características, especificações e sensibilidades cada vez mais convenientes abriu perspectivas maiores no pós-processamento de interferogramas. Para exemplos de uma classe de imageadores que vem se sofisticando nas últimas duas décadas ver BIGAS *et al.* (2006) e LEÓN-SALAS *et al.* (2007). Da mesma forma o acesso a métodos e sistemas automatizados de processamento de imagem cada vez mais poderosos tem tornado o emprego de interferômetros automatizados e customizados cada vez mais disseminado em vários processos de produção de alta tecnologia, que dependam de rapidez na interpretação dos resultados, tais como os citados nos itens abaixo.

2.2.4.1 Nanotecnologia (uso em microeletrônica, nanomateriais, sensores e componentes de catalisadores)

Definições dinâmicas cada vez mais estritas quanto a pequenas variações e extensões dimensionais são associadas a inúmeros processos de manufatura de larga escala, conforme os usos previstos nas áreas de pesquisa em microeletrônica e nanotecnologia (vide VILELA NETO & PACHECO, 2012). Estes processos normalmente exigem um grau elevado de processamento “*on-line*” e, como tal, técnicas de medição sem contato tais como as interferométricas são especialmente indicadas nos casos em que se deseje aumento no rendimento médio (“*yield*”), ou o aproveitamento de todas as partes de um lote, cujo processo possa ser facilmente perturbado pelo uso de métodos de sensoreamento mais invasivos.

2.2.4.2 Pesquisa Espacial (radio e opto-astronomia, posicionamento de satélites, GPS)

Considerando que a única forma de obtenção de informação a partir de longas distâncias em certas aplicações tecnológicas é pela propagação de feixes eletromagnéticos, o uso de métodos interferométricos permite a aplicação de um grau a mais de sofisticação sobre os parâmetros a serem analisados, como no caso da necessidade mais estrita de posicionamento espacial relativo e mútuo entre satélites, sendo tais técnicas especialmente aconselhadas para o emprego em sistemas de atuação de satélites GPS. Métodos

interferométricos também são especialmente úteis como medidas diferenciais para o cancelamento de certas perturbações no meio de propagação óptica, como é comum no caso de algumas medidas astronômicas, além de apresentar um suporte prático em algumas técnicas de separação de fontes, usadas em certas modalidades de medidas espectroscópicas. Como um exemplo do método interferométrico aplicado a estas atividades ver LASKIN (2001).

Em KOK *et al.* (2013) é abordado o conceito de NAR ("NonAmbiguity Range") na medida de comprimentos relativos ou diferenças de caminhos ópticos, estes sendo aplicados à interferometria astrométrica estelar com precisão de microsegundos de arco em linhas de base (termo especializado, significando a separação entre dois telescópios) de 100 m. Medidas nanométricas são realizadas pelo uso de dois comprimentos de onda distintamente obtidos de lasers estabilizados de HeNe (sendo aprox de 633 nm - vermelho - e 543 nm - verde).

2.2.4.3 Medidas Dimensionais de Forma e/ou Deslocamento

Padrões interferométricos podem ser identificados como variações temporais, espaciais ou ambas, especialmente se contrapostos a variáveis pré-definidas através de modelos físicos bem delimitados. A medição do desvio de forma esférica, p. ex., pode ser utilizada, como anteriormente citado, de forma indireta para a definição da quantidade de matéria de uma substância em um dado volume. Dos deslocamentos efetuados sobre alguns elementos de sistemas mecânicos podem se extrair por vias interferométricas as estimativas de resposta dinâmica global de tais sistemas, mesmo que estes apresentem frequências naturais, ou de oscilação forçada, relativamente elevadas. Estas estimativas praticamente só são limitadas pelo volume de amostragem e digitalização dos sinais para a obtenção de uma informação praticamente em tempo real. Quanto maior a necessidade de rapidez nas respostas, portanto, maior deve ser a carga sobre os sistemas de sensoramento e processamento, e esta característica já se mostra presente quando se usam métodos interferométricos consolidados como visto em DeGROOT (1995).

2.2.4.4 Medidas de Tempo/Frequência

Uma utilização específica de métodos sofisticados de interferometria aplicados na resolução de problemas tecnológicos de maior alcance científico podemos ver no trabalho seminal de UDEM *et al.* (2002), em que a introdução de uma nova modalidade de instrumento metrológico, denominada de "pente de frequências ópticas" representou um salto tecnológico significativo na manutenção da cadeia de rastreabilidade metrológica das

fontes de tempo e frequência, cobrindo uma larga faixa de frequências eletromagnéticas, a qual cobre as radiações produzidas nos padrões primários de tempo de césio, rubídio e similares, que operam na faixa dos MHz, atingindo os valores na faixa de THz associados às fontes usuais de frequência óptica. A propagação e o desdobramento de sua rastreabilidade eram realizados anteriormente através de uma exaustiva cadeia de batimentos sucessivos, realizada em várias etapas e com o uso de diversas fontes monofrequenciais intermediárias. Devido aos grandes desenvolvimentos recentes em metrologia e espectroscopia apoiados em variantes desta técnica foi oferecido em 2005 um prêmio Nobel em Física ao seu idealizador, Dr. Theodor W. Hänsch, do Max Planck Institute.

2.2.4.5 Medidas em Escalas Quânticas / Diversas Aplicações Físico-químicas em Ciência Básica

Como as técnicas interferométricas aplicadas em domínios ópticos podem ser facilmente estendidas a outras faixas de frequência, tais como as usadas em radio-astronomia, da forma similar seus princípios podem ser adaptados a uma grande extensão das medidas usadas em física de partículas, se valendo da dualidade partícula-onda presente em qualquer componente material do mundo subatômico. Ao mesmo tempo validações de alta exatidão em medidas em óptica quântica são de fundamental importância para o próximo degrau evolutivo na área de projeto de sistemas de computação, já vislumbrado sob as várias atividades, projetos e topologias de sistemas em computação quântica.

2.3 Métodos de Estimativa de Fase

O parâmetro mais relevante para a extração da informação de comprimento correspondente à diferença de propagação luminosa entre dois caminhos ópticos vizinhos em um interferograma é a *diferença de fase* ($\Delta\Phi$) entre os respectivos padrões de variação senoidal, contendo ou não ruídos e artefatos ópticos devido às irregularidades materiais dos elementos que compõem os interferômetros. Como o padrão interferométrico obtido da interferência de uma onda plana refletida sobre a área inspecionada, combinada com uma segunda onda plana em ângulo raso relativo à primeira, se manifesta como uma fileira de franjas num padrão claro-escuro de intensidade, praticamente senoidal e com espaçamento relativamente constante, podemos traçar uma linha (que chamaremos doravante de “canal”) ao longo de uma reta do plano contendo esta variação senoidal. Seu parâmetro de frequência espacial depende basicamente deste ângulo relativo mútuo itrário. Como este parâmetro de frequência espacial raramente se conhece de antemão, e previsivelmente este

deve ter um período desejavelmente maior que a distância entre dois pixels da imagem, nem este período, por outro lado, deve ser muito maior que a extensão plena do canal, só podemos obter uma estimativa aproximada dos valores deste parâmetro de frequência espacial pela inspeção direta das intensidades obtidas ao longo dos pixels de cada canal, sem as quais a informação desejada das fases pontualmente localizadas não se pode extrair do interferograma.

2.3.1 Métodos 1D

Se o padrão interferométrico senoidal for relativamente regular, i. e., se as superfícies iluminadas e a ótica do interferômetro não produzirem desvios de planeza significativos dentro das áreas de interesse, então a estimativa da fase desejada será baseada no ajuste de uma senóide ideal com parâmetros tais que maximizem a coincidência entre o sinal modelado e o captado, ou seja, a meta será a de minimizar uma função de erro pré-estabelecida comparando valores-padrão de um modelo com os do interferograma. A fase da senóide que apresente o mesmo parâmetro da frequência ao longo do canal unidimensional selecionado, e relativa ao ponto de origem (no caso, sendo este o ponto onde se defina o "locus" da informação de fase), será a fase do plano de propagação da onda. Para o caso de medições de comprimento de blocos-padrão, o ponto de referência dimensional deve se localizar no centro da face "superior" ou iluminada do bloco-padrão. O padrão correspondente à média dos dois canais unidimensionais simétricos localizados sobre as regiões correspondentes na base de suporte, sendo estes paralelos e eqüidistantes ao primeiro canal a partir do ponto central da face "superior", fornecerá a fase do plano de propagação da onda correspondente ao ponto central da face "inferior" do bloco-padrão, pois esta não tem como ser inspecionada diretamente. A diferença entre as fases correspondentes às faces "superior" e "inferior" do bloco é, portanto, de fundamental importância na determinação do comprimento do caminho óptico de onde se extrai o comprimento do bloco-padrão.

Mesmo se considerarmos que a informação de fase de cada canal é de certa forma localizada pontualmente pode se considerar que esta é "espalhada" por sobre todo o perfil de intensidade de cada canal se estes forem monofreqüenciais e, quanto menores forem as variações de planeza ao longo dos canais correspondentes às superfícies analisadas, uma distância cada vez menor quanto ao ponto central na definição prévia dos pontos de relevância ou da região de interesse (classicamente denominada de ROI - "*Region Of Interest*") do interferograma a ser analisado deve ser levada em consideração.

2.3.1.1 Estimativa Direta (por inspeção visual)

Nos primeiros modelos de interferômetros usados para a função de medição de comprimento a informação de defasamento relativo era extraída por inspeção visual direta, na qual se estimava $\Delta\Phi$ em valores percentuais relativos aos da distância centro a centro de duas franjas interferométricas vizinhas. Tal método era forçosamente limitado pela acuidade de observação/resolução por parte dos operadores e observadores destes padrões de variação contínua de intensidade nos interferogramas. Sistemas automatizados podem, porém, emular quantitativamente este tipo de estimativa visual qualitativa, na qual o número absoluto de pixels entre os máximos ou mínimos de intensidade nos canais da base é comparado com a distância em pixels entre o máximo (ou mínimo) do canal do bloco e a média do posicionamento ortogonal do máximo (ou mínimo) imediatamente à direita ou esquerda do máximo (ou mínimo) correspondente do topo do bloco.

2.3.1.2 Alteração do Caminho Óptico Efetivo (método de "*Phase-Stepping*")

Uma forma alternativa de se estimar a diferença de fase de um ponto a outro de um interferograma é pela variação dimensional um dos braços do interferômetro, efetuada em poucos passos de distâncias controladas, o que causa o deslocamento de todo o conjunto das franjas, modificando todo o padrão 2D da imagem. Desta sequência de padrões também se obtém a informação de fase localmente obtida da variação senoidal da intensidade registrada sobre cada pixel da imagem (esta técnica de cálculo é descrita em HARIHARAN, 2003). Esta estimativa pode ser realizada com o uso de apenas três detectores posicionados em linha, no lugar de um imageador para a inspeção de todo o padrão interferométrico, o qual pode ser usado em certos casos apenas na função de suporte visual para o posicionamento centralizado do padrão. Para um exemplo de emprego desta técnica em um modelo de interferômetro comercial automatizado e especialmente desenvolvido para medidas dimensionais ver o artigo de NARUMI *et al.* (1998), anteriormente citado. Um artigo recente de TELLEZ-QUIÑONES (2011) apresenta uma alternativa para a medição de sistemas de interferômetros Twyman-Green na configuração de "*phase-shifter*", comparando métodos de deslocamentos lineares e não-lineares e sugerindo um algoritmo que permita compensar a geração de harmônicos associados às irregularidades de posicionamento e/ou na resposta dos sensores.

A versatilidade das configurações que se baseiem em deslocamentos de fase controlados permite a utilização dos seus modelos teóricos tanto em medidas no domínio do tempo, ou de vibrações em sistemas dinâmicos (ver DeGROOT, 1995), bem como na estimativa espacial de topografia superficial (ver DeGROOT, 2011).

Uma extensa descrição comparativa de várias formas viáveis de cálculo deste deslocamento de fase relativo, com variedade de escolha de um pequeno número de passos (“steps”) pode ser visto em ALVAREZ-VALADO *et al.* (2009). No artigo de DeGROOT (1997) pode ser vista uma descrição detalhada de um exemplo de sistemas que permitem a tomada automatizada de um grande número de passos e seu processamento computacional posterior. O artigo mais atualizado de MALINOVSKY *et al.* (2012), mostra uma versão automatizada mais sofisticada do uso deste tipo de técnica, aplicada a medições de padrões de nanometrologia, apresentando alto grau experimental de rejeição de erros aleatórios em um volume relativamente reduzido de medições semi-automatizadas do desvio de comprimento de um padrão de degraus.

Em HAITJEMA (2008) se expõe uma rápida visão de algumas maneiras de se transferir a rastreabilidade em medidas sub-nanométricas de comprimento usando técnicas interferométricas. Para tal o artigo se concentra principalmente na descrição das diferenças de métodos e na comparação dos distintos pesos das contribuições dos principais componentes de incerteza obtidos dos métodos de medição de deslocamento, de planeza de superfícies e de comprimento de blocos-padrão. Pode-se estimar a contribuição da componente de deslocamento de fase obtida pelo método de Hariharan, sendo este um domínio em que se pode automatizar o processo de estimativa de fase de forma mais eficiente, através da redução de amostragens e/ou análises de planos de fase. As componentes de incerteza de definição da fase para os três objetivos de medição interferométrica são mostradas no artigo como tendo peso proporcionalmente similar.

Em outro tipo de instrumento de base interferométrica, os já citados “OCTs”, o controle estrito de tais passos de deslocamento é essencial na técnica de detecção do máximo valor de convolução do interferograma resultante. Este máximo surge apenas na distância determinada pela coerência óptica mínima correspondente aos planos de interesse. Um dos primeiros e fundamentais trabalhos descrevendo os princípios deste tipo de instrumento foi descrito em HUANG *et al.* (1991).

2.3.1.3 Fourier 1D

Ao se escolher um canal (ou linha de pixels selecionada ao longo da máxima variação de suas intensidades) em um interferograma 1D ou 2D obtido de uma imagem capturada, com o fim de se estimar a diferença de fase entre este e outros canais, ou se aplicando a variação de caminho óptico obtida ao longo do deslocamento de um dos braços do interferômetro anteriormente citado, pode-se estimar a fase da senóide de intensidade em cada canal pelo uso de técnicas de Fourier passivo, homódinas ou heteródinas. Técnicas

especiais para redução dos ruídos na imagem podem ser aplicadas pelo método de filtragem gaussiana no domínio da frequência em interferogramas obtidos de imagens reais, para a seleção da frequência fundamental e obtenção de sua fase como aplicado metrologicamente em MALINOVSKY *et al.* (1999). Em BOOMGARD & WEIJ (2006) pode-se ver uma abordagem teórica mais recente desta técnica.

Alguns artigos, desde o clássico de SCHOUKENS *et al.* (1992), vêm mostrando a possibilidade de aplicações de maior exatidão, através do uso de interpolações, sobre cálculos que utilizem o método da FFT ou Transformada Rápida de Fourier para a estimativa de frequência e fase de sinais compostos, vide os trabalhos mais atuais de GASIOR & GONZÁLEZ (2004) e o de CAMPOS *et al.* (2012). Tal aplicação da técnica pode aumentar a exatidão do cálculo na obtenção da estimativa de fase, ou seja, reduzindo efeitos de propagação de incertezas até o resultado, bem como permitir uma estimativa quase instantânea de variações de fase em sistemas dinâmicos, dada a maior rapidez e capacidade computacional hoje disponível (LANGOJU *et al.*, 2005).

Em JIANG *et al.* (2012), se apresenta um método similarmente estruturado aos tradicionais métodos de cálculo com janelas de Fourier e wavelets, enfatizando e comparando estas abordagens com o método mais recente de transformadas-S, cujo kernel se baseia numa janela de função gaussiana, para filtragem espectral, cálculo de gradientes e demodulação de fase em interferogramas. Este se mostra marcadamente eficiente em redução de ruídos e de complexidade de cálculo, por se basear no princípio de que a simplicidade no processo de filtragem é maximizada quanto mais estrita for a localidade da região espectral analisada.

2.3.2 Métodos 2D

Em certas aplicações dimensionais, surge a necessidade de mapeamento topográfico de toda a superfície analisada, cujas dimensões podem variar desde uma amostra/padrão nanometrológica até imagens tomadas por satélite de amplas regiões por quilômetros. Temos uma descrição prática desta última aplicação em LASKIN (1995). O modelamento de estimativa de fase desta modalidade de padrão interferométrico deve permitir a avaliação de toda a imagem, a qual normalmente pode cobrir vários períodos das frequências espaciais do interferograma, e o problema de transformar a periodicidade da fase em uma variação dimensional contínua apresenta complexidade bem conhecida. MALACARA *et al.* (2005) abordaram várias formas tradicionais, clássicas e modernas de determinação topográfica dos mapas de fase em interferogramas por aproximação de modelos.

Para exemplos adicionais de técnicas de filtragem sobre os mapas de fase ver a tese

de MENG (2006). Em ZEBKER & LU (1998) e em STRAND *et al.* (1999) se abordam vários métodos ligados à questão da extensão anteriormente citada das regiões de análise, denominada na literatura de “desdobramento” de fase (“*phase unwrapping*”), podendo tais métodos ser aplicados similarmente a medidas topográficas que empreguem métodos interferométricos.

2.3.2.1. Fourier 2D

A obtenção de estimativa de fase através desta família de aplicações, mesmo com os recursos acelerativos de técnicas de FFT 2D, ainda é uma atividade computacionalmente intensiva, mesmo que sua complexidade idealmente seja da ordem de $O(N \log(N))$. Porém, tais técnicas podem ser empregadas em sistemas customizados para aplicações metroológico-dimensionais com relativa praticidade. A estimativa de fase de cada pixel em vários planos contendo interferogramas distintos, planos estes oriundos da técnica de deslocamento por passos de fase em 1D descrita anteriormente, torna o volume de operações realizadas da ordem de $N_{\text{passos}} \times N_{\text{pixels}}$. Nos métodos tradicionais esta estimativa só pode ser efetuada após registro, captura e pós-processamento de todos os interferogramas gerados em sequência sob processamento numérico intensivo, o qual só é realizado após a tomada de um grande volume de dados, de forma “off-line”.

2.3.2.2 Aproximação Polinomial (Zernike, Seidel, PSF - "*Point Spread Function*")

Esta classe de métodos se restringe à análise de padrões com possibilidade de modelagem analítica prévia, nos quais a topografia das superfícies deve ser aproximada a descrições polinomiais conhecidas. Este tipo de análise de padrões ideais já é largamente estabelecido na literatura de processamento de imagens, mas sua aproximação eficiente sobre padrões interferométricos reais, contendo irregularidades superficiais, presença de ruídos de sensoriamento, ópticos, numéricos, etc, ainda é uma neta desafio a ser atingida.

Para a descrição eficiente dos parâmetros ópticos alguns tipos de modelagem são desejáveis, como os que empregam polinômios de Zernike ou de Seidel, muito usados para a descrição sintética da resposta global de elementos ópticos típicos (ESPINOSA *et al.*, 2007). O uso de modelamento por “*Point Spread Function*” (PSF) também tem sido usado na caracterização da resposta no domínio de frequência de imageadores e sistemas ópticos, bem como na separação de efeitos indesejados como os de “*moiré*” e de eventuais artefatos numéricos causados por periodicidades na imagem.

2.4 Métodos de Otimização

A aproximação de padrões de interferogramas a modelos de funções idealizados conforme citados anteriormente pode ser realizada através de uma grande variedade de métodos de otimização, associados a ajustes de funções e à determinação, classificação ou busca de parâmetros dentro de faixas e valores restritos. Um elemento central para o julgamento das condições de desempenho dos algoritmos de otimização é a etapa de avaliação de uma função de aptidão associada à função que se deseja aproximar.

Os teoremas “NFL” (i.e., “*No-Free-Lunch*”, cuja expressão lingüística é baseada em um conhecido ditado, significando a inevitável compensação entre vantagens e custos ao se comparar várias abordagens específicas, conforme mostrados em WOLPERT & MACREADY (1997). Por outro lado, estes teoremas deixam clara a impossibilidade de uma generalização absoluta ou do uso universal de um algoritmo de otimização. Mesmo que um algoritmo apresente desempenho marcadamente superior para uma classe de problemas este comportamento será forçosamente compensado com desempenhos medíocres ou insuficientes para outras aplicações. Tal interpretação, porém, se baseia em suposições de igualdade de condições de partida e de identidade entre suas distribuições “*prior*”, ou de adequação similar das abordagens aos respectivos problemas. Obviamente, a escolha de pré-definições nas condições de viabilidade podem adicionalmente distorcer ainda mais as eventuais distribuições “*prior*” nos modelamentos estocástico-analíticos. Um julgamento adequado quanto às características do problema a ser enfrentado, e das condições de aceitação para sua solução, deve ser feito na etapa anterior à escolha do método de otimização mais apropriado.

A conclusão desta premissa é que pode ser desejável uma pré-filtragem de ruídos eventuais, quer estes sejam de natureza numérica ou de configuração topológica, sobre os valores obtidos dos dados que se desejam aproximar por uma função de avaliação, onde variações muito localizadas podem se revelar de pouca significância no posicionamento e na topografia geral da região em torno do mínimo global.

Para a avaliação destes aspectos de “rugosidade” quanto às regiões de validade, e para as avaliações de aptidão associadas à função objetivo, podem ser usadas várias métricas. Em WEISE (2009) se listam alguns critérios referendados por diversos autores para o estabelecimento de valores de mérito para regiões globais ou locais no escopo da função a ser otimizada. Estes são descritos por parâmetros tão diversos como os de funções de autocorrelação, comprimentos de correlação, “evolubilidade” (tradução livre do termo em inglês “*evolvability*”), erro de limiar, coeficiente de inclinação, variação epistática e correlação aptidão-genótipo.

Logo no primeiro capítulo desta referência já se apresenta uma taxonomia gráfica e hierárquica de diferentes classes de algoritmos de otimização. Esta referência também é bastante rica em definições comparativas e rigorosas de vários termos, quer sejam mais generalizados ou mais específicos, da maneira como se apresentam na literatura recente no tema de otimização. Alguns conceitos abordados são associados a termos tais como “heurísticas” (aproximações não analíticas gerais específicas voltadas para certos tipos de problemas) e “meta-heurísticas” (aplicações mais generalizáveis sobre classes de problemas), otimização “on-line” e “off-line” (ou seja, no sentido de compensação comportamental de tipo rápido/aproximado ou lento/exato), “neutralidade” e “redundância”, “super-ajuste” e “super-simplificação”, “prevalência”, “rugosidade” e “suavidade”, “logro ou enganiosidade” (tradução livre do termo em inglês “*deceptivness*” – que se manifesta por efeitos potencialmente desviantes de gradientes elevados), “causalidade fraca e forte”, “epistasia” e “estigmergia” (respectivamente, efeitos de alteração e coordenação entre agentes ou parâmetros sobre seus efeitos expressos – termos extraídos das áreas de pesquisa de genética biológica) e “forma” como contraposta a “predicado”. Alguns desses conceitos de base são ligados a paradigmas estabelecidos, como os do “Teorema do Esquema” e da “Hipótese do Bloco de Construção”, dentro do tema específico da teoria de Algoritmos Genéticos. A diversidade ostensiva dos conceitos de avaliação e de aplicações associadas mostra uma clara tendência divergente entre as várias sub-áreas dentro do tema de otimização, em que uma ênfase acentuada em cada estratégia distinta adotada as torna, por vezes, incomparável com as demais.

2.4.1 Métodos Determinísticos

Tais métodos são estruturados pela definição de parâmetros locais das equações associadas aos modelos numéricos e descritivos das configurações nos espaços conceituais. Geralmente seu uso eficiente depende de um maior conhecimento prévio das características do problema, ou da sua expressão analítica a ser aproximada, bem como do comportamento de suas variáveis, principalmente quando não se dispõe de soluções definidas de cálculo direto da solução ótima, ou quando estas são computacionalmente intensivas ou excessivamente complexas.

Em SPALL (2003) temos uma abordagem baseada em reconstrução do comportamento dinâmico de sinais em uma das modalidades das técnicas de “Aprendizado por Reforço”, que dependem mais das estimativas realizadas dos parâmetros do modelo em instâncias anteriores de tempo que das suas saídas propriamente. Tal método pode ser útil como comparação na predição de variações interferométricas com o deslocamento de um

dos braços de um interferômetro.

O escopo dos métodos determinísticos cobre ainda as várias formas iterativas, em lote, em parâmetros distribuídos, dependentes ou não de condições iniciais, etc.

2.4.1.1 Modelamentos Analíticos

Quando se tem pleno conhecimento do problema ou função a ser otimizada, ou seja, quando o objetivo a ser aproximado é um mínimo ou máximo global previsível da sua função-objetivo é recomendável o uso de métodos analítico-dedutivos diretos. Podemos dividir conceitualmente estes métodos em duas grandes classes conforme abaixo:

a) Métodos geométricos de partição ou de redução orientada no espaço de parâmetros (uso de partições de Voronoi, princípios de dualidade, métodos de pontos interiores, de ramificação e limitação – “*Branch and Bound*” – e outros)

Estas abordagens indiretas e aproximativas são baseadas em avaliações da função a partir de um ou apenas poucos pontos de partida do espaço amostral e da busca de direções convenientes ou de exploração sucessiva da estrutura em regiões limitadas ou por todo o espaço amostral.

Quando dentro da classe dos métodos “sob restrições”, vemos tais métodos determinísticos em aplicações práticas tão variadas como nas áreas ligadas a pesquisas econométricas, logísticas, de reconhecimento de padrões, etc.

Especialmente a classe de métodos geométricos de ramificação e limitação (“*Branch-and-Bound*”) é popularmente recomendada para a busca global em problemas não-lineares de baixa dimensionalidade. Para exposições detalhadas deste método vide SCHOLZ (2012) e BOYD & VANDERBERGHE (2004).

b) Regressão multivariável (ex: método dos mínimos quadrados)

O uso desta técnica de otimização depende de um conhecimento prévio quanto à forma básica da função a ser aproximada, e de quais parâmetros são escolhidos como objetivos da otimização. O método dos mínimos quadrados é o mais conhecido e de uso mais generalizado. Para o caso de sistemas lineares ($Ax = b$) com dimensão muito elevada, ou naqueles cujas matrizes “A” a serem invertidas apresentem um mau condicionamento numérico, o qual pode ser tão inadequado a ponto de provocar problemas de convergência, pode-se recorrer à substituição de uma problemática matriz “A” através de métodos que aproximem convenientemente a sua inversa, como no caso mais simples da representação por pseudo-inversa de Moore-Penrose, ou pelo uso de métodos de regularização onde se

substitui a matriz “A” por $A' = A + \lambda_1 I$.

Este método clássico, usado largamente nas aplicações associadas a ajustes de curvas, se emprega ainda em várias outras formas de aproximação, ou como um componente ou etapa intermediária importante em várias famílias de métodos de otimização, por vezes sendo também aplicável em certas etapas de abordagens não-determinísticas.

2.4.1.2 Estimativas Locais de Gradiente (e/ou Hessiana)

Alguns métodos de busca de pontos de mínimo global como o de pontos interiores (“*interior-point methods*”) são baseados em buscas lineares ao longo de direções preferenciais advindas da computação de vetores gradientes e das matrizes hessianas das funções-objetivo (FO) ao longo de seu desdobramento iterativo. Seu uso só é válido nos casos em que se dispõe de uma expressão analítica da FO em todo o espaço de buscas viável. Compreendem os vários métodos baseados na aproximação de Newton ou “Quase-Newton”, Subida ou Descida de Colina (como o método de “*steepest descent*” – “descida mais pronunciada”), e algumas abordagens com computação de gradientes conjugados, etc.

Os métodos baseados em descida de gradiente (descida máxima, gradiente conjugado ou várias de suas outras versões), bem como os baseados na matriz hessiana conhecida (como as várias implementações ou abordagens do método de Newton) ou em suas aproximações (nos assim denominados de métodos “Quase-Newton”), são ainda dependentes de certas características desejáveis da função-objetivo, como continuidade, diferenciabilidade, suavidade, etc. Tais peculiaridades são características das funções que descrevem a maioria dos processos físicos. Por vezes é vantajoso obter uma aproximação prévia de FO que sejam parcialmente desconhecidas, ou de seus parâmetros a serem otimizados, para uma melhor expressão das características exigidas pelos métodos.

No entanto, algumas formas de tratamento prévio dos dados e parâmetros a serem utilizados em métodos clássicos de otimização são não só desejáveis como muitas vezes essenciais. Um exemplo é o “pré-condicionamento” das matrizes de representação que descrevem as conexões entre distintas variáveis em um problema, como no caso de matrizes hessianas esparsas, ou com o fim de contornar certas características numéricas que podem tornar problemáticas certas operações em inversões matriciais, vide KELLEY (1999).

Outra possibilidade de tratamento prévio se dá pela definição de condições de restrição e de seleção, que permitam a redução do espaço amostral ou da norma de alguns dos parâmetros da FO. Até alguns métodos clássicos, como o de Gauss-Newton, têm seu

desempenho fortemente modificado em função da condição de seus estados ou parâmetros iniciais, mesmo que tais algoritmos apresentem condições de convergência localmente “superlineares” quando os parâmetros já estejam dispostos nas vizinhanças de máximos globais, ou mesmo ao se considerar critérios mais sofisticados como os utilizados no método de busca por “*Trust Regions*” ou “regiões de confiança”.

O uso de parâmetros de regularização, conforme o algoritmo de Leverberg-Marquardt, cumpre o papel de aproximar as formas de solução mais rápidas com formas mais robustas e confiáveis de busca de pontos estacionários na solução de problemas de otimização, geralmente se valendo de soluções aproximativas (representações paramétricas, linear por partes, uso de pontos de Cauchy, etc) em detrimento de soluções mais fortemente analíticas. Outras aproximações usam conceitos como gradientes projetados, gradientes simplex, gradientes de diferenças, como no caso de algoritmos de filtragem implícita. Estas aproximações sempre se aproximam tanto mais rapidamente do ponto ótimo, quando mais seus pontos iniciais já estejam previamente situados em sua proximidade, e mais eficientemente que alguns outros algoritmos baseados na estimativa pura de gradientes.

2.4.1.3 Treinamento de Casos em Redes de Elementos (ex: redes neurais)

O modelamento de estruturas de cálculo baseadas em redes neurais artificiais, como um exemplo de representação por conexões entre elementos ou agentes de classificação, foi primeiramente idealizado como uma aproximação abstrata de topologias e configurações similares às apresentadas pelos neurônios em sistemas biológicos. Esta técnica apresenta como vantagens o forte paralelismo de cálculo e a possibilidade de classificação e aprendizado de padrões de imagem, a partir de treinamentos supervisionados que modifiquem sua estrutura visando erros mínimos de aproximação. Trata-se de uma abordagem muito usada para a implementação eficiente de aproximadores de funções não-lineares ou como classificadores generalizados, mesmo que não garantam respostas sempre ou absolutamente exatas. Para uma descrição minuciosa e extensa de várias topologias e técnicas associadas a estas configurações ver as obras fundamentais de HAYKIN (1999, 2009).

Apesar de alguns autores associarem os métodos de otimização à definição interna de seus parâmetros topológicos podemos utilizar os vetores de parâmetro operacionais da rede para a construção e definição de uma função-objetiva a ser otimizada. Em TAGLIARINI *et al.* (1991), CICHOCKI & UNBEHAUEN (1993), XIA & WANG (2003) e RUBINSTEIN (2005) são apresentados conceitos específicos e aplicações de redes neurais a problemas de otimização contínua e discreta.

A etapa de “aprendizado” destas estruturas costuma ser a mais custosa em tempo de processamento, devendo preferencialmente ser aplicada “*off-line*” ou previamente à sua aplicação posterior sobre os sinais e padrões que se queiram reconhecer ou aproximar. A estimativa dos parâmetros relacionados a um uso eficaz desta etapa de treinamento não é uma tarefa analítica simples. Dentro desta família de ferramentas de aproximação e classificação se apresentam as seguintes subdivisões:

a) Redes neurais não realimentadas (agregados de “*perceptrons*” de múltiplas camadas – “*Mult-Layer Perceptrons* – MLP”, redes com funções de base radial – “*Radial Base Functions* – RBF”):

Geralmente as topologias de múltiplas camadas são consideradas de alimentação direta (“*feed-forward*”) como contendo valores ponderados de forma diferenciada sobre vetores representando os efeitos de cada uma de suas entradas, e computando o resultado do produto interno do vetor de pesos com o vetor de entradas por uma função de ativação não-linear na saída de cada uma de suas unidades “neurais”. O principal algoritmo usado para o treinamento dos pesos da rede é denominado de algoritmo de retro-propagação de erros (“*Back-Propagation* - BP”) em que o valor do erro de saída das camadas posteriores é usado para a atualização de trás para diante dos pesos dos elementos das camadas anteriores, ou seja, seguindo o cálculo de gradientes, no sentido reverso das últimas camadas para a primeira. A diferença básica entre as redes MLP e as RBF é no emprego das funções de ativação. O primeiro tipo geralmente apresenta o mesmo tipo de função não-linear para todos os elementos da rede, com dois valores extremos (como função logística sigmóide, tangente hiperbólica, ou mesmo de funções de limiar no limite de certos parâmetros) e o segundo se baseia em funções gaussianas ou de outros tipos que apresentem um “*kernel*” simétrico quanto a um valor central.

b) SVM (“*Support Vector Machines*” - Máquinas de Vetores-Suporte):

Este tipo específico de classificadores tem por uma de suas características o uso de funções de ativação de resposta binária em cada elemento da rede e a projeção do vetor de valores de entrada sobre um arcabouço de elementos básicos ou “vetores de suporte”. São de escopo mais geral que as redes neurais e são considerados como classificadores de melhor desempenho computacional. Como geralmente a função de ativação de cada neurônio do tipo MLP de rede neural é uma função não linear contínua, uma rede que

necessite de computação deste tipo de função para cada elemento nos seus vários ciclos de treinamento em vez de uma função de limiar mais simples apresenta forçosamente maior complexidade computacional.

c) Máquinas de auto-organização e/ou baseadas em algoritmos competitivos (ex: quantizadores de vetor de aprendizado – “*Learning Vector Quantizers – LVQ*”, redes de Kohonen ou mapas de auto-organização – “*Self-Organizing Maps – SOM*”, consideradas como sistemas não-supervisionados típicos).

Trata-se de uma família de algoritmos em que o aprendizado é não-supervisionado, ou seja, que usa uma descrição topológica da função-objetivo em aproximações convergentes sobre a região desejada do espaço de parâmetros, e em que a própria natureza das funções-núcleos (“*kernel functions*”) utilizadas representam “deformações”, sobre um mapeamento considerado de distâncias e métricas abstratas, entre os elementos vizinhos da rede. Costumam ser de convergência mais lenta, mas permitem maior percepção intuitiva da distribuição dinâmica dos valores durante o treinamento.

d) Redes dinâmicas (Hopfield, Elman e Jordan como casos de redes recorrentes simples – “*Simple Recurrent Networks - SRN*”) e memórias bidirecionais associativas (“*Bidirectional Associative Memories – BAM*”)

Estas topologias de redes neurais altamente realimentadas não se encaixam nas famílias de redes “feed-forward”, pois têm as saídas conectadas por pesos às próprias entradas de cada elemento bem como na entrada de outros, estando estes em vizinhança direta ou não. A diferença das versões de Elman e Jordan quanto às redes Hopfield (e quanto às BAM) é na sua amostragem não-estacionária nos elementos de entrada. Estas redes em especial são especialmente apropriadas para a simulação de sistemas dinâmicos ou de aproximação de séries temporais. As topologias de BAM funcionam como dispositivos de reconstrução de um agregado de memórias a partir de dados parciais.

Ainda existem muitas derivações e configurações em redes, aparentadas com as topologias apresentadas, como as de máquinas de Boltzmann, memórias auto-associativas, máquinas de comitê, máquinas de aprendizado extremo (“*Extreme Learning Machines – ELM*”), etc.

Esta última abordagem de otimização (ELM) em especial tem mostrado desempenho altamente vantajoso em várias de suas modalidades algorítmicas. Para uma exposição geral

de algumas variantes recentes desta técnica vide HUANG *et al.* (2011).

2.4.2 Métodos Estocásticos (heurísticas e meta-heurísticas)

O uso de aleatoriedade na escolha dos parâmetros a serem avaliados tem um efeito fortemente seletivo sobre o número de buscas no espaço de parâmetros da função-objetivo, principalmente quando se desconhece, ou se tem poucas informações quanto à estruturação das variações que ocorrem na FO ao longo de todo o espaço amostral. Alguns destes métodos permitem previamente a incorporação de etapas de busca ou avaliação geral sobre o espaço de parâmetros iniciais de forma a acelerar a convergência em posteriores métodos de busca determinística.

O clássico método de PCA (*“Principal Component Analysis”* – Análise de Componentes Principais), estruturalmente similar à implementação da transformada de Karhunen-Loeve e comumente empregado na realização de redes neurais auto-associativas, é muito usado em classificadores em geral devido a sua seletividade (conforme já citado em JAIN *et al.*, 2000) podendo ser também visto como uma das primeiras abordagens para compressão de dados. Esta técnica pode ser aplicada a setores tão diversos como reconhecimento de padrões, extração e seleção de características, análise de “clusters”, etc., mas não pode ser propriamente definido como um método estocástico. Mesmo assim HAYKIN (1999 e 2009) classifica este método como uma forma de aprendizado não-supervisionado ou auto-organizado, associando a este o importante conceito de redução de componentes úteis, no qual se tenta evitar uma limitação severa e bem conhecida na literatura, denominada de “maldição da dimensionalidade”, através de uma ênfase pela maximização no decréscimo da variância.

Torna-se bastante viável, porém, a inclusão de certas aproximações estocásticas para se reduzir significativamente a quantidade de operações em técnicas analíticas, nas quais a complexidade cresce exponencialmente com o número de parâmetros, como costuma ser o caso dos dados a serem tratados na área de processamento de imagem. Em LOUCHET (2009) temos um exemplo de comparação do uso analítico de transformadas Hough e de uma abordagem evolucionária/estocástica que permite um ganho de desempenho na redução de algumas ordens de grandeza nas operações computacionais a favor da opção não-determinística. No entanto, também é bem conhecida na literatura a lenta convergência dos métodos de otimização livre baseados em exploração estocástica pura. Em COLLET & LOUCHET (2009) se apresenta uma técnica de partição da função de adequação sobre o espaço amostral usando o conceito de regiões-atratores cooperativas e sistemas de funções iteradas (*“Iterated Systems – ITS”*). Tal método, denominado pelos autores de “aproximação

parisiense”, quando aplicado a algoritmos evolucionários, mostrou uma redução expressiva do tempo de exploração do espaço amostral, a ponto de já se preverem nichos de aplicação garantida no estudo e controle de sistemas dinâmicos.

Ainda existe alguma fertilização cruzada destas técnicas com as usadas pelos sistemas de lógica Fuzzy, quer estas sejam integradas às redes em si ou como formas de avaliação em separado das condições de decisão e/ou nos treinamentos da rede.

2.4.2.1 Inspiração Física e/ou Lógica

a) Algoritmos “gananciosos” - ou “*greedy*”, cuja definição cobre as técnicas no estilo “random walk” com subida de colina, busca guiada com funções de penalidade – “*Guided Search – GLS*”, buscas de vizinhança variável – “*Variable Neighborhood Search – VNS*”, etc.

Esta classe de algoritmos sempre busca o caminho de uma redução absoluta sobre o valor das funções-objetivo ao longo de suas iterações, mesmo sendo baseados na exploração aleatória da vizinhança de vetores de parâmetros arbitrariamente escolhidos. Por isto tendem a estacionar nos pontos de mínimo local se não existir uma supervisão cuidadosa quanto a seus parâmetros de variação.

b) Algoritmos baseados em busca com “relaxamento”, tendo características de busca mista local-global, como nos métodos de recozimento simulado uni e multivariável – “*Simulated Annealing – AS*”, otimização extremal – “*Extremal Optimization – EO*”; busca harmônica – “*Harmonic Search – HS*”, etc.

Alguns dos algoritmos citados têm comprovadamente a vantagem de, através de uma judiciosa escolha de parâmetros e dado o tempo necessário, sempre atingirem o ponto de mínimo global. Sua inspiração em processos naturais conhecidos permite uma modelagem teórica mais sólida e, portanto, de comportamento mais previsível. São muitas vezes usados como componentes importantes em certas etapas de algoritmos mais complexos.

c) Algoritmos com seleção de memória (como o de Busca-Tabu – “*Tabu Search – TS*”)

Estes se baseiam essencialmente sobre a estratégia de se manter registros dos pontos de avaliação obtidos de iterações prévias, os quais sejam ou muito aptos ou muito inaptos, para que estes pontos não sejam revisitados nas buscas aleatórias subsequentes, e com a consequente economia de operações, até que se atinjam regiões mais convenientes

do espaço amostral.

d) Algoritmos culturais (“*Cultural Algorithms – CA*”) e/ou meméticos (“*Memetic Algorithms – MA*”)

Também conhecidos como abordagens meta-evolucionárias, ou de evolução denominada semi-Baldwiniana ou -Lamarckiana, estes dois últimos tipos são derivativos das abordagens evolucionárias tradicionais com a prática de repetições ou reinicializações baseadas em padrões heurísticos locais e sem algumas restrições das demais topologias evolutivas. Sua principal característica é aplicar buscas estocásticas de soluções alternadas conjugadas com métodos determinísticos de busca local, adaptando a busca caso a caso.

2.4.2.2 Inspiração Biológica e/ou de Grupos de Indivíduos em Agregados Coletivamente Orientados

a) Algoritmos Evolucionários (subdivididos em algoritmos genéticos – “*Genetic Algorithms – GA*”, estratégias evolutivas – “*Evolutive Strategies – ES*”, programação evolutiva – “*Evolutive Programming – EP*”, programação genética – “*Genetic Programming – GP*”, evolução diferencial – “*Differential Evolution – DE*”)

Extensas classificações quanto às várias famílias de algoritmos evolucionários representadas pelas siglas acima, bem como de outros tipos similares, certas metaheurísticas alternativas e algoritmos meméticos ou de hibridização, podem ser vistas em várias referências tais como as de FOGEL (1995), ASHLOCK *et al.* (2006), EIBEN (2007), BLUM & ROLI (2008), KRAMER (2008) e BROWNLEE (2011). A literatura afirma que a grande maioria das aplicações desta família de algoritmos garantidamente atinge o mínimo global de quaisquer funções de aptidão a serem otimizadas. Porém, sua aproximação notoriamente lenta a estes valores finais deu margem ao desenvolvimento de uma série de técnicas acelerativas especializadas, ou de maior aplicabilidade a problemas mais complexos ou de multiclassificação, nos quais o uso de eventuais métodos exaustivos ou determinísticos fosse inviável, principalmente como no problema combinatorial do caixeiro viajante, dentro da classe dos problemas NP-completos. Um exemplo de otimização de parâmetros por tais modalidades de algoritmos é a utilização de GP como suporte à determinação de regras de aprendizado para RNAs, como em BENGIO *et al.* (1994).

b) Algoritmos baseados em sistemas de reação imunológica, como nos algoritmos de

seleção clonal – “*Clonal Selection Algorithms – CSA*”, de redes imunológicas – “*Auto-Immune Networks – AIN*”, de seleção negativa – “*Negative Selection Algorithm – NSA*”, de reconhecimento imune – “*Auto-Immune Recognition Systems – AIRS*”, de célula dendrítica – “*Dendritic Cell – DC*”, etc.

Esta modalidade de algoritmos, que podem ser categorizados como derivações e/ou especializações dos algoritmos evolucionários, transfere o peso estocástico das operações de recombinação para as de mutação, por vezes sequer implementando a primeira etapa. Sua característica principal é a de, mesmo mantendo-se a diversidade de parâmetros, explorar de forma intensiva a vizinhança no espaço amostral dos vetores de maior desempenho ou com os fatores de adequação mais apropriados dentre toda a população através de replicação ou “clonagem” maciça de vários vetores similares com mutações variáveis aplicadas sobre estes. Sendo uma abordagem tão focada na obtenção e conservação das melhores aproximações, e elitista por excelência, é especialmente propensa a rapidamente estacionar com convergência próxima ou prematura aos mínimos locais. Portanto, é especialmente indicada nos casos em que se possa contentar com uma solução adequada, porém não-ótima, principalmente nos casos de exploração de topologias possíveis nas várias formas de circuitos elétricos, como em SÁ & MESQUITA (2007 e 2009).

c) Algoritmos com memória de trajetórias ou de posicionamentos mais convenientes (como o algoritmo de colônia de formigas – “*Ant Colony – AC*”, ou o mais recente algoritmo de colônia de abelhas artificiais – “*Artificial Bee Colony – ABC*”)

Esta classe de algoritmo coloca a ênfase sobre as rotas ou posicionamentos melhor-sucedidos na busca rápida de um mínimo da função-objetivo, sendo focado sobre a exploração preferencial das rotas e caminhos mais eficientes e que considerem parâmetros adicionais além da busca do mínimo como meta a ser atingida.

d) Algoritmos com combinação de informação local X global de grupos ou elementos com evolução dinâmica simultânea, e que considerem basicamente a combinação de parâmetros de posição e velocidade + informação histórica – como é o caso da classe dos algoritmos de “enxame de partículas” – “*Particle Swarm Optimization – PSO*”

Esta família de algoritmos tem sido cada vez mais estudada e aplicada desde sua proposição por KENNEDY & EBERHART (1995) (vide, por exemplo, JIMENEZ *et al.*, 2010,

para a aplicação de um algoritmo PSO a um problema similar ao aqui colocado de obtenção da estimativa de fase em interferogramas). Sua relativa simplicidade operacional permite modelagens analíticas e implementações computacionais rápidas e intuitivas. Nesta abordagem uma intensa paralelização do cálculo e das avaliações das funções-objetivo (FO) a serem executadas é especialmente vantajosa, ainda mais que nas demais classes de algoritmos citados.

Estando conceitualmente a meio caminho entre os algoritmos de AG e o de EP (estes incluídos na classe mais ampla dos algoritmos de Computação Evolucionária inspirados na natureza) na questão de desempenho, esta classe desde seu início foi empregada em abordagens de otimização associadas às redes neurais artificiais, especialmente na definição dos pesos de rede, dos momentos, do gradiente na retropropagação, etc.

2.4.2.3 Inspiração Puramente Probabilística

a) Algoritmos de Otimização Bayesiana – “*Bayesian Optimization Algorithms – BOA*” e suas extensões, como nas formas clássicas - cBOA, hierárquicas - hBOA, incrementais - iBOA.

Estes podem ser representados por redes abstratas ou grafos que permitam considerar as dependências e probabilidades condicionais entre seus elementos, os quais podem se agregar de forma construtiva e/ou destrutiva. Algoritmos de distribuição marginal usam partes destes conceitos, incluídos como uma etapa na classe a seguir descrita.

b) Algoritmos de Estimativa de Distribuição – “*Estimation of Distribution Algorithms – EDA*” e similares, tais como “*Population-Based Incremental Learning – PBIL*”, “*Univariate Marginal Distribution Algorithm – UMDA*”, “*Compact Genetic Algorithms – cGA*”, etc.

Baseados na estimativa de modelos probabilísticos dos parâmetros da função de aptidão, em substituição a valores absolutos destes, esta classe de algoritmos ainda pode se considerar como tendo alguma similaridade com a classe dos algoritmos evolucionários. São indicados especialmente para problemas que apresentem epistasia potencialmente elevada. Sua implementação na representação dos vetores de parâmetros é eminentemente probabilística. No caso dos PBIL em especial toda a população evolui em conjunto. Os cGA, por outro lado, são compostos de um só elemento (sem população) em que cada componente deste vetor é representado pelas probabilidades dos parâmetros, que evoluem a cada iteração. Um artigo recente de PLATEL *et al.* (2009) associa a esta abordagem um

modelamento inspirado em princípios quântico-probabilísticos.

c) Métodos de Entropia Cruzada – “*Cross-Entropy* – CE” – baseados em estimativas da distância ou divergência de Kullback-Leibler, ou entropia relativa, usada como parâmetro de minimização.

Segundo DeBOER *et al.* (2005) e RUBINSTEIN & KROESE (2004) este método probabilístico, considerado como fazendo parte da família dos métodos de Monte Carlo, pode ser usado tradicionalmente como uma métrica na identificação do surgimento ou simulação de eventos raros (“*outliers*”). Sua versatilidade para obtenção de resultados em otimização contínua multi-extremal ou combinatória com presença de ruídos, bem como nos métodos de aprendizado de máquina, pode ser adequada para aplicação em uma grande variedade de problemas metrológicos.

Esta classificação proposta de métodos de otimização estocástica não se pretende única ou exaustiva. Para uma descrição mais geral e extensa destas e de várias outras classes de algoritmos que se valem de busca com componentes aleatórios e de exemplos de seus algoritmos de implementação vide BROWNLEE (2011).

2.4.3 Métodos Híbridos

Ao se definirem as equações que descrevem o problema a ser otimizado pode-se chegar a situações em que existam nítidas desvantagens em se adotar uma única família específica de algoritmos para a aproximação do mínimo global, dado o princípio de compensação subjacente aos teoremas NFL. Podemos então associar como uma característica generalizada em vários algoritmos de otimização seu grau de aplicabilidade ou da sua conveniência nas partes/etapas de um problema mais generalizado. Algumas hibridizações podem se mostrar especialmente eficientes, principalmente quando acionadas em instâncias específicas da exploração do espaço amostral, e mesmo quanto à escolha de diversas opções de computação para cada exemplo distinto.

Já em HAYKIN (1999) temos um exemplo deste estilo de hibridização na associação das técnicas de “Mistura Hierárquica de Especialistas” (“*Hierarchical Mixture of Experts* – HME”) com a técnica de “Máquinas de Comitê”. Esta ferramenta híbrida emprega uma fusão de instâncias de otimização por mínimos quadrados, implementadas por MLPs, e unidades de estimativa de máxima verossimilhança, ambas as abordagens agregadas numa mesma topologia. Os já citados algoritmos meméticos são também tipicamente de implementação híbrida.

Sabidamente ainda subsistem muitas indefinições de base teórica sobre o desempenho relativo e comparativo quanto às várias formas possíveis de hibridização e de variação dos seus parâmetros. Caberia então esperar o fomento de modelos descritivos mais unificadores, e que permitam tais “acoplamentos” teóricos. KRAMER (2008) sugere que, mesmo com a pesquisa e geração independente de resultados e modelos parcialmente teóricos de aplicação bem-sucedida em vários casos de hibridização, com ênfase e aprofundamento crescente nas suas especificidades em detrimento de sua aplicação mais generalizada, vem existindo uma certa tendência a convergência entre os conceitos de base adotados para vários estilos distintos de algoritmos de otimização utilizados, bem como o uso combinado de certas ferramentas teóricas de uso mais geral. Temos, entre outros casos, o conceito de “esquema” (“*Schema*”), aplicado originalmente só aos algoritmos genéticos, algumas interpretações probabilísticas de viés bayesiano, e até o uso de bancos de funções numéricas “genéricas” de teste para o *benchmark* comparativo entre os resultados obtidos entre diferentes estratégias de otimização.

A proposta da pesquisa desta tese é, como uma primeira aproximação, agrupar e ordenar abordagens mais gerais de técnicas de otimização de tipo híbrido, consideradas aqui como descrições potencialmente geralmente válidas para quase todo algoritmo de otimização, seguindo a classificação genérica sugerida abaixo:

I) Pré-Processamento de Dados e Regiões Viáveis -- Etapa inicial de pré-condicionamento dos dados e de definição das restrições do espaço amostral de parâmetros, contendo ainda o modelamento da função-objetivo e de sua métrica espacial, limitações quanto às dimensões dos parâmetros, e eventual eliminação de ruídos nos dados, evitando sua descaracterização;

II) Busca Estocástica (ênfase em “Exploração”) -- Avaliações no espaço amostral por aproximação e busca orientada do ponto de mínimo global, geralmente executadas através de diversos métodos estocásticos, com ênfases decrescentes da exploração com o aumento no número de iterações, simultaneamente mantendo uma diversidade de parâmetros, a qual pode ser dependente ou não da extensão das iterações, da população de vetores e dos parâmetros de descrição;

III) Busca Determinística (ênfase em “Aprofundamento”) -- Investimento final e basicamente não-estocástico sobre os resultados da busca otimizada prévia, com uso de métodos potencialmente “gananciosos”, sobre as regiões convexas da função objetivo ou de aproximações determinístico-analíticas sobre regiões topologicamente bem comportadas;

Os pontos mais problemáticos na estimativa e avaliação de eficácia desta classificação algorítmica híbrida em três etapas básicas estão na definição de qual das etapas pode ser potencialmente mais custosa, computacionalmente falando, ou do momento em que seja possível ou se permita a mudança de etapas de forma eficiente (condições de parada), bem como das mudanças de parâmetros de operação a cada transição ou iteração.

Independente desta classificação generalizada proposta ainda se pode extrair alguma definição adicional quanto à fusão de técnicas já classicamente mencionadas na literatura, como exposto a seguir.

2.4.3.1 Partida Aleatória / Busca Determinística (por Comparações Sucessivas de Avaliações de Casos/Parâmetros de FOs)

Quando se dispõe de alguns exemplos de vetores aleatoriamente distribuídos, dentro de regiões sabidamente convexas no espaço de parâmetros (ou aproximadas a conchas convexas – “*convex hulls*”), ou seja, que permitam sua evolução e exploração determinística mas na qual ainda se desconheça a formulação analítica da FO e, por conseguinte, de seus vetores de gradiente e matrizes Hessianas, pode-se usar a força de alguns algoritmos “sem restrições” clássicos e de eficiência reconhecida. Em alguns destes se permite a busca do seu mínimo global de forma orientada através apenas da avaliação de aptidão de uma função objetivo unimodal.

a) Nelder-Mead (NM)

Correspondente a uma evolução e simplificação do método simplex empregado inicialmente em certas versões de algoritmos de programação linear, este algoritmo demonstra grande eficiência na redução das variações da função objetivo e da região de exploração, bem como produz uma busca extremamente rápida pela partição e desdobramento dos pontos/vetores, sendo esta busca realizada ao longo de arestas de hipersólidos de topologia simplex, com modificação de suas dimensões na dependência direta das avaliações da função-objetivo que descreva o problema a ser otimizado. Sua grande virtude é a independência de computação de vetores gradientes e matrizes hessianas, o que torna seu escopo de aplicações muito amplo.

Seu método operacional se baseia na inspeção vértice-a-vértice dos polítopos definidos dentro do espaço amostral, onde a avaliação da função-objetivo ocorre somente nestes pontos extremos, em contraposição aos métodos de ponto interior (para uma descrição mais aprofundada de “*Interior Point Methods*”, vide NOCEDAL & WRIGHT, 2006)

que varrem regiões bem delimitadas dentro de funções de restrição iteradas. No caso dos métodos de busca seguindo somente as arestas de polítopos, como é o caso do NM, seus pontos de partida ou vértices são inicialmente escolhidos de forma aleatória dentro das regiões viáveis ou válidas. Estes necessitam de uma quantidade fixa de vetores, com cardinalidade necessariamente igual ao número de seus parâmetros independentes acrescida da unidade. Posteriormente se promove a exploração na região circunvizinha pela subdivisão da mesma em simplexes adjacentes e sucessivos, sempre orientados para o aumento progressivo da aptidão dos vetores gerados a cada deslocamento sobre os vértices destes polítopos. A grande vantagem deste método é que estas avaliações pontuais sucessivas das FOs não dependem de nenhuma informação extra ou da computação de gradientes, portanto este é um método independente de qualquer exigência de critérios de continuidade quanto à função-objetivo ou de modelagem analítica de suas funções de minimização. A convergência só é garantida, porém, se a função for convexa-contínua ou convexa-discreta dentro de uma região de um (hiper)volume tal que contenha o simplex de partida e ao menos a primeira “reflexão” do vértice de pior avaliação. Este algoritmo também não garante estritamente o escape de mínimos locais, portanto deve-se ter por tão certa quanto possível já uma razoável proximidade dos vetores de busca quanto ao ponto de mínimo global, sendo este um método de refinamento de soluções por excelência.

b) Hooke-Jeeves

Este algoritmo é similar ao anterior, com a diferença que a malha de exploração é retangular em vez de simpléctica, com particionamentos ortogonais dos vetores do espaço de parâmetros, o que simplifica e reduz os cálculos tanto de seus particionamentos do espaço amostral como das definições de seus vértices.

c) Busca multidirecional e método de Powels

Esta busca se baseia na adoção de uma população com vários pontos ou direções de inicialização, contendo graus variáveis de independência. A forma varia com a heurística adotada. A versão de Powels leva em consideração somente as últimas “N” direções, ou seja, as que apresentem a mesma cardinalidade do número de dimensões do espaço amostral, na exploração sequencial de um vetor único, extraindo da média destes valores “históricos” a próxima direção, tomando as primeiras “N” direções iteradas como variações puras e independentes de cada um de seus parâmetros sobre um vetor inicial. Pode-se usar

técnicas similares aos métodos de “busca linear reversa” (i.e., “*backtracking linear search*”), conforme as empregadas em várias formas conhecidas de otimização convexas e determinísticas, e se considerar métodos similares aos de Armijo-Goldstein ou de Wolfe para a satisfação dos critérios e de condições de parada.

Esta é, portanto, uma família de algoritmos que é similar aos anteriores em operação, com uma diferença na inclusão de critérios de construção do espaço de parâmetros e de condições de parada aplicadas sobre suas direções de busca linear, que são computadas sobre as médias das direções imediatamente progressas. É, como os anteriores sistemas (b) e (c) de busca, uma família de métodos fortemente dependentes das condições de partida ou iniciais, considerando apenas curtos horizontes de iteração (e de extensão de busca) na investigação histórica, Neste aspecto esta classe de algoritmos não se diferencia muito dos métodos baseados em computação de gradientes e Hessianas, tendo algumas avaliações das FO realizadas somente para a etapa da execução da busca linear em si, o que sabidamente costuma ser uma etapa computacionalmente custosa.

A conclusão quanto ao uso destes métodos de otimização sem restrição é que tais algoritmos de fundo fortemente determinístico, mesmo que estes sejam baseados em alguma redundância de avaliação entre alguns pontos de busca simultâneos, e explorados de forma iterativa e síncrona, como é o caso dos algoritmos de Nelder-Mead, Hooke-Jeeves, ou mesmo nos de busca multidirecional acima citados, podem ser mais adequadamente utilizados como etapas finais de refinamento em um programa mais amplo de otimização híbrida estocástica-determinística. Portanto, estes algoritmos podem ser inseridos nesta sequência, ou no que classificamos anteriormente como a etapa (III) em nosso modelo generalizado, a qual também tem o objetivo de acelerar o processo de busca final do mínimo global. Porém, estes métodos somente podem ser utilizados com êxito ou vantajosa eficiência quando a região de investigação prévia já pôde refinar o suficiente a busca estocástica para que esta redunde numa razoável proximidade do mínimo global, estando, portanto, este em uma região convexa ou quase-convexa da FO.

2.4.3.2 Partida Determinística (Pré-seleção de Espaço Amostral e Pré-Condicionamento) / Busca Aleatória

Esta forma de hibridização é adequada quando a função-objetivo é mal conhecida, mas quando se tem uma idéia bastante acurada quanto às regiões viáveis ou funções de restrições do espaço de parâmetros. Podem ser consideradas entre estas as várias formas algorítmicas herdadas dos métodos de busca aleatória iterada (vide alguns exemplos destes métodos em BRONWLEE, 2011), mas aplicadas sobre alguns requisitos de programação

linear e não-linear, analogamente representando a interface entre as etapas (I) e (II) citadas anteriormente para o modelo generalizado proposto.

Considerando a contribuição desta abordagem não existe uma forma unificada para a otimização eficiente das buscas em um número muito variado de casos. Algumas ferramentas de uso geral, porém, podem ser utilizadas, tais como a aplicação dos vários tipos de funções de penalidade ou de barreira, de modelagem das topologias e métricas mais convenientes do espaço de parâmetros para além da simples topologia euclidiana, de escolha da região de validade por inspeção visual ou analítica das (hiper)superfícies da função-objetivo (este último suporte é válido somente quando o problema apresentado dispuser de dimensões passíveis de inspeção), uso de distribuições não-gaussianas mais adequadas às topologias ou regiões de restrição, ou de pré-definição das escalas entre os parâmetros de otimização com substituição de variáveis quando necessário a partir de certo número de iterações.

2.4.3.3 Reinicialização e/ou Multiobjetivos

Ainda citando uma característica bastante presente nas pesquisas em métodos de otimização, temos disponível uma opção metodológica adicional em incluir reinícios periodicamente controlados dos sub-algoritmos determinísticos ou estocásticos, com o fim de explorar todas as possíveis regiões potencialmente convexas do espaço amostral, podendo estas ser até estritamente não-conectadas. O aumento significativo do poder computacional nos últimos anos tem tornado esta possibilidade de aplicação cada vez mais viável. Esta técnica de reinício é muito utilizada nos métodos chamados recentemente de “algoritmos meméticos”. Essa etapa seria, porém, praticamente desnecessária em métodos mais “econômicos” se a aplicação das técnicas de busca determinísticas for naturalmente precedida de métodos eficientes de pré-processamento e de técnicas bem-sucedidas de buscas estocásticas, ou seja, ao seguirmos o roteiro das etapas (I) e (II) previamente citadas. Critérios mais específicos para a aplicação deste princípio podem ser desenvolvidos a cada caso de exemplo particular. Porém, ainda subsiste a necessidade de trabalhos teóricos mais gerais e aprofundados no tema, bem como de se adotarem métodos de análise, conceitos e métricas mais generalizadas, os quais permitam análises mais extensas tanto na interpretação dos resultados dos algoritmos como na comparação e adaptação destes aos distintos casos de modelamento e de objetivos de projeto.

Esta modalidade de técnicas visa então produzir buscas em profundidades sucessivas e/ou realizadas a partir de diferentes condições iniciais, com o fim de fomentar a exploração do espaço de parâmetros em uma máxima variedade de regiões, com a comparação a

posteriori dos resultados das várias buscas, visando à exclusão ou escolha final entre os vários mínimos locais viáveis da FO. Os vários métodos de Pareto ou multivariáveis fomentam com isso uma maior diversidade na busca de soluções ótimas e de direções de exploração das regiões viáveis.

Uma visão ou aplicação de cunho mais metrológico destes métodos admite a reinicialização do algoritmo várias vezes seguidas, visando explicitamente à extração da informação de flutuação estatística, para cada vez que se rode um exemplo distinto, mas mantendo-se os mesmos parâmetros de otimização. Esta etapa pode ser usada para determinar uma das importantes componentes não-sistemáticas da incerteza final, denominada em metrologia de *repetitividade* (vide ISO/IEC, 2010). Tal flutuação estatística deve ser o mais independente possível dos parâmetros descritivos do problema, sendo causada apenas pelo aparato experimental e pelos componentes aleatórios das computações realizadas sobre os dados de medida. A contribuição desta informação quanto à flutuação do método/algoritmo em si é então considerada um dos componentes fundamentais na avaliação e definição da incerteza global de medição, a partir da qual podemos associar a verificação metrológica da aplicabilidade de tais métodos a um problema de otimização específico como abordado nesta tese.

3. Estado da Arte para Estimativas de Fase em Interferogramas

Esta parte da prospecção dos avanços na área se concentra em estabelecer algumas conexões conceituais e comparações de procedimentos válidos, com ênfase na determinação automática do parâmetro de fase de interferogramas,. Este é o parâmetro mais utilizado nas definições metrológicas associadas à grandeza de comprimento estático de padrões materializados e de medida de deslocamento espacial.

3.1 Reconhecimento de Padrões (Interferométricos)

Métodos numéricos baseados em abordagens clássicas para a definição ou obtenção dos parâmetros de um interferograma não são recentes. Porém, o aperfeiçoamento de métodos de captura digital de imagens, bem como o aumento expressivo das taxas de comunicação, resoluções e dimensões de pixels em 2D dos imageadores, vem tornando mais adequado o emprego de métodos mais sofisticados e rápidos.

3.1.1 Interferogramas 1D e 2D

Uma forma de cálculo relativamente bem estabelecida na definição da fase de uma distribuição espectral é baseada nas transformadas de Fourier. Recentemente foi apresentada uma técnica chamada de Transformada Rápida de Fourier Interpolada e seu uso descrito para a estimativa do parâmetro de fase de sinais harmônicos, se adequando, portanto, ao caso de quase todos os interferogramas.

A maior parte dos pacotes de cálculo de uso científico mais generalizado (tais como Mathematica, Matlab, SciLab, GNU-Octave, etc) realizam cálculos otimizados de FFT a partir de suas funções pré-definidas, as quais têm a resolução diretamente relacionada com o número de pontos amostrados. A principal desvantagem do uso destas funções genéricas é a de se produzir resultados e saídas gráficas a partir apenas de valores inteiros no domínio da frequência. Uma pré-definição exata dos valores fracionais da frequência espacial é fundamental para se conseguir os melhores ajustes para os parâmetros de amplitude e fase nos interferogramas em análise neste trabalho. Seria necessário o emprego de métodos de interpolação eficientes sobre as funções referidas para se atingir uma extensão de 3 ou 4 dígitos decimais para a definição numérica da frequência fundamental, para que essa corresponda a uma exatidão prática para os valores de estimativa dos parâmetros de fase.

Já em trabalhos bem estabelecidos como o de SCHOUKENS *et al.*, (1992) se apresentaram algumas versões de cálculo de DFT, com escolhas de distintas janelas para

interpolação (janelas de tipo retangular, Hanning, Rife-Vincent de classes I, II e III, etc.), as quais pudessem reduzir significativamente o vazamento espectral, e com isso fornecer os menores erros sistemáticos para interpolações de resultados em FFTs. A conclusão é a de que, mesmo para os casos menos sofisticados de algoritmos que se valham de avaliações no domínio do tempo, tais como os baseados no método de “Estimativa de Máxima Verossimilhança” – “MLE - *Maximum Likelihood Estimation*”, com presença de ruídos e erros sistemáticos de pequena amplitude, estas modalidades se mostraram mais práticas do que os algoritmos que se valiam de outras técnicas. Tais técnicas empregando a maior parte das janelas conhecidas citadas, incluindo aquelas com menores lobos laterais ou larguras de janela, têm suas exatidões finais mais diretamente relacionadas com a quantidade de períodos analisados da frequência desejada ao longo da extensão amostral que com a forma da janela selecionada. A janela de Rife-Vincent foi considerada neste trabalho como sendo a mais sensível à presença de ruídos. O uso de interpolações no domínio do tempo, como nas aplicações com MLE, só é prático quando se trabalha com sinais de alta SNR e pouca interação mútua entre os componentes de frequência. Quando não se dispõe de informação prévia definida quanto à frequência fundamental, e a amostragem se dá por um número de períodos suficientemente grande, se indica a preferência pela janela de Hanning. O uso de janelas retangulares, porém, pode aumentar a eficiência computacional se o valor central das amostras de variação temporal ou espacial for considerado para fins de cálculo como a origem do eixo.

O limite de Cramér-Rao, considerado exatamente como o valor inverso do conteúdo de informação de Fisher, pode ser considerado como uma referência prática para a redução das incertezas quanto aos valores de frequência, valores estes interpolados a partir do espectro obtido do cálculo de FFT realizado com valores inteiros. No entanto, ao adotarmos este limite inferior para computação do parâmetro de variância ainda podemos obter maiores valores de incerteza em comparação com os métodos baseados em manipulações diretas no domínio do tempo.

Um trabalho mais recente em KYRIAZIS (2006) compara o desempenho de um algoritmo de abordagem bayesiana com outros baseados em outros tipos de estimadores, como o de mínimos quadrados não-lineares (“*Non-Linear Least Squares – NLS*”) e o citado estimador de máxima verossimilhança (MLE), e constata que os métodos bayesianos e de NLS ainda são relativamente lentos, mesmo que a busca seja limitada a um reduzido espaço de parâmetros. O artigo propõe um método híbrido Bayesiano-LS que aceleraria o processo de estimativa dos parâmetros, começando pela busca dos harmônicos de um sinal

modulado por LS e aproximando o restante dos parâmetros através da versatilidade dos métodos bayesianos.

Ainda se pode ver progresso no aproveitamento de conteúdo e de extrapolações baseadas nestas técnicas clássicas, como visto em CAMPOS *et al.* (2012).

A ênfase de algoritmos similares aos supracitados é quase sempre posta sobre a possibilidade de determinação mais exata do parâmetro de frequência, e poucos trabalhos neste assunto abordam o problema da exatidão do parâmetro de fase, a não ser como uma das fontes de ruído (“*phase noise*”) de um sinal multifrequencial. Mesmo sabendo que uma determinação bem aproximada do valor da frequência fundamental pode ser o ponto de partida para uma rápida convergência dos métodos de ajuste e de busca, métodos de estimativa de fase multicomponentes com presença de ruído podem ser aplicados pelo uso de ferramentas de busca estocástica, ou inspiradas nos comportamentos de sistemas naturais/biológicos. A grande vantagem destes métodos é a usual dispensa de tratamentos computacionalmente custosos diretamente sobre o domínio da frequência, sendo tal custo computacional, por outro lado, compensado pelo uso de vários e distintos vetores de parâmetros interagindo entre si por várias iterações até a convergência.

3.1.2 Métodos para Estimativa de Fase

Em VANHERZEELE *et al.* (2005) se tenta minimizar o problema de “vazamento” (“*leakage*”) de fase, que ocorre pelo uso de métodos de Fourier 2D quando não se dispõe de um número inteiro de franjas e/ou na presença de descontinuidades nas bordas da imagem, através de uma técnica chamada de “Fourier regressiva”. A principal característica do método descrito é a dependência de um modelo de partida ou estimativa localizada por janelas da função de transferência do espectro de medição, o que permite eliminar uma série de distorções em medidas profilométricas.

Em alguns exemplos (vide CUEVAS, 2000), interferogramas 2D podem apresentar ciclos de fase fechados. O trabalho de ESPINOSA *et al.* (2007) mostra a utilidade de algoritmos não-determinísticos, classificados no artigo como técnicas de “*soft computing*”, na solução inequívoca destes problemas.

3.1.2.1 Aproximação de Parâmetros Polinomiais por Algoritmos Estocásticos

SILVA *et al.* (2004) controlaram um sistema de deslocamento com um método de interferometria “*speckle*” baseado em atuadores piezoelétricos, através da busca das tensões ótimas, conforme estimadas através de uma implementação de AG. Já SÁNCHEZ-ESCOBAR & VÁSQUEZ-MONTIEL (2005) compararam resultados em uma aplicação

prática do método evolucionário com os obtidos pelo tradicional método de mínimos quadrados (“*Least-Squares – LS*”) na determinação paramétrica dos coeficientes polinomiais de alguns interferogramas.

3.1.2.2 Modelos de Redes Neurais e Estimativa de Frações de Franjas

Já há mais de duas décadas o trabalho de MILLS *et al.* (1995) apresentava como uma possível técnica para a solução no reconhecimento e análise automática de padrões de franjas interferométricas a modelagem de RNAs (Redes Neurais Artificiais) em topologias de tipo MLP (no artigo citada apenas sob a forma de seu algoritmo de “*Back-Propagation*”) e de tipo RBF, bem como uso da técnica de “*fuzzy art-map*”. Esta última se revelou tendo melhores desempenhos de velocidade e exatidão, mas mesmo então já se indicava a necessidade de um cuidadoso pré-processamento, o qual pudesse minimizar uma série de problemas associados à operação da técnica. Entre as discussões das limitações do método estão o problema de desdobramento de fase (“*phase-unwrapping*”), que é crítico no uso de técnicas de Fourier 2D aplicadas ao processamento de regiões extensas, devido a efeitos de ruído de fase e causados por eventuais descontinuidades na imagem. Quando se confrontou o uso da técnica com padrões reais, e não somente simulados, o uso da filtragem prévia por FFT e de um filtro passa-banda (a partir de apenas um dos semiplanos) mostrou ter desempenho bem pobre quando em comparação com as intensidades pré-processadas das médias e desvios-padrão do conjunto de pixels de um canal unidimensional.

Em CUEVAS *et al.* (2000) se apresenta um trabalho mais extenso sobre o tema, usando uma rede MLP, incluindo a extensão da análise do padrão de franjas para uma superfície 2D especificamente modelada, em conformidade com a extração da informação de profilometria de uma superfície padrão, em vez de explorar somente as medidas efetuadas ao longo de um canal unidimensional. Este artigo inclui discussões adicionais sobre o clássico problema do “*overfitting*” considerado como representando aproximações indevidas a padrões mais complexos que os realmente investigados, além de uma comparação favorável com o uso de FFTs ou de métodos síncronos. Foi analisada uma série de perturbações sobre o erro final, como a presença de efeitos de borda e/ou de laços de fase, bem como efeitos de outros ruídos de fase, de variação da frequência da “portadora” do sinal senoidal e do uso de diferentes tipos de imagem de treino. Uma das conclusões deste trabalho foi a discussão do uso da técnica em sistemas de tempo real pela sua rapidez de resposta, pois uma boa parte do tempo despendido nas prolongadas etapas de treinamento prévio da rede não entra no cômputo do tempo de operação para a detecção

de cada padrão interferométrico propriamente dito em uma medição. Não se mencionam, porém, possíveis extensões de outros casos modelares ou “templates” a serem aproximados e o tempo efetivamente despendido para todas as etapas de treinamento.

Em GANOTRA *et al.* (2002), diferentemente da abordagem por gradiente e de janela móvel mostrada em CUEVAS *et al.*, (2000), se modelou integralmente todo o padrão de franjas, comparando seus resultados com obtidos em técnicas de demodulação por detecção espacial sincrona, bem como a de "*phase-shifting*" discreto, "*phase locked loop*", e FTP ("*Fourier Transform Profilometry*"). Sua abordagem se baseou em uma rede neural artificial de tipo RBF ou MLP inserida no fluxo de dados, seguida de um filtro passa-baixas.

A contribuição deste artigo foi essencialmente na forma de uso dos MLPs, em que as fases dos planos de calibração não são calculadas diretamente. A topologia contém três neurônios na camada oculta e um na camada de saída. Seu método é baseado em amostrar horizontalmente dentro do mesmo número de pixels de um único período e inserir tais amostragens em um mapeamento não-linear, numa configuração de modelagem que se apropriada para o uso de RNAs. O número de neurônios de entrada é igual ao dobro do número de pixels em um período, bastando amostrar apenas dois períodos para efetuar os cálculos de mudança ou diferenças de fase. O vetor de entrada tem por elementos, além dos dois índices da matriz planar, as amostras de um período do plano de referência e de um período de um plano aleatoriamente escolhido com o mesmo número de índices. A saída da rede neural é o valor da diferença de altura entre os dois planos, e tanto os valores dos neurônios de entrada como os na camada de saída são mantidos dentro dos limites de faixa [-1,1]. Os desvios-padrão apresentados mostraram melhor desempenho na topologia usando MLPs do que na implementada com RBFs. A desvantagem deste método é a necessidade de previamente se estimar com boa aproximação o período da frequência espacial, sendo esta última considerada constante ao longo de toda a região analisada do interferograma.

Em CHEN (2005) temos uma abordagem de subdivisões do problema de classificação de padrões em várias sub-redes neurais, que emula a forma como o cérebro discrimina as mais diversas características do campo visual em função das camadas e regiões neuronais no encéfalo de evolução avançada dos mamíferos. Nenhuma aplicação concreta é descrita neste trabalho, mas a maior sofisticação topológica deste aponta para uma possível melhoria nas técnicas de reconhecimento de padrões e detecção de fase dos trabalhos anteriores, pela sua possibilidade de particionar de forma inteligente as regiões em análise. Quando a descrição do problema a ser aproximado por RNAs incorpora modelos múltiplos de perfilogramas, pode ser vantajoso o uso de alguns conceitos, técnicas ou meta-

algoritmos de base supervisionada como os apresentados no trabalho de ROKACH (2010) e abaixo descritos:

a) “*Boosting*” ou “*arcing*”, que consiste em re-amostragem e combinação adaptativas na construção incremental de um agregado, enfatizando as instâncias de novos modelos que não passaram nas amostragens prévias de modelos anteriores. Esta abordagem por vezes é sujeita a *overfitting* (a menos que se reduza severamente o número de iterações) e tem a desvantagem de produzir um modelamento não-intuitivo quanto às classificações;

b) “*Bagging*” ou “*bootstrap aggregation*”, cuja técnica consiste na aplicação de ponderações similares para cada modelo em um agregado a ser explorado devido à sua eficiência.

Estas abordagens provenientes da teoria de aprendizado por agregados (“*Ensemble Learning*”), representando um número finito e concreto de modelos alternativos, são basicamente expressas pela composição ponderada de hipóteses de desempenho mais fraco, e de erros potencialmente maiores, em uma instância mais alta. O resultado é a obtenção de menores variâncias no resultado final, no primeiro caso, e a composição de vários classificadores de idêntica probabilidade associados a uma predição única por votação, no segundo caso. Nesta última técnica o emprego de modelos com instabilidade de classificação é considerado como uma abordagem apropriada.

Em HUNG *et al.* (2002) é mostrado um estudo de desempenho de redes neurais artificiais como classificadores, quando são usadas *wavelets* como funções de base radial em redes RBF, e de sua viabilidade na redução de nós da camada interna. É aventado o uso destas topologias, especificamente para classificadores multiespectrais de imagem. Este tipo de abordagem já foi mais recentemente empregado em redes neurais com aplicações dinâmicas (LIN *et al.*, 2006). A principal vantagem aqui é a possibilidade de trabalhar com uma quantidade mínima de nós na camada oculta. Conjugada com aplicações de princípios de lógica Fuzzy ou simplesmente em topologias “*wavenets*”, ou seja, usando especificamente *wavelets* de tipo diádicas como funções de ativação conforme definidas em THUILLARD (2001), esta é uma configuração adequada para usos tão variados como em estruturas de reconhecimento de padrões ou como aproximadores genéricos de funções não-lineares. Nesta referência é apresentado o formalismo para a aproximação geral de funções por redes neurais, como se vê na equação abaixo:

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N \beta_i s(w_i \mathbf{x} - b_i) \quad (3.1)$$

Onde $s(\cdot)$ é a função de transferência para $f: \mathfrak{R} \times \mathfrak{R}$ (exemplos: funções de tipo sigmóide, gaussiana, *wavelets*, etc.). Os valores dos pesos w_i são função da contribuição dos elementos da camada de entrada, ou seja, extraídos de cada “amostragem” do sinal no domínio do tempo ou do espaço, aplicados sobre a camada oculta. Os pesos β_i são definidos como as contribuições das saídas de cada elemento da camada oculta para a camada de saída.

3.1.2.3 Uso de *Wavelets* como Aproximadores de Tamanho Mínimo

Sabe-se que a inspeção do resultado da transformação por *wavelets* de um sinal permite uma separação eficiente dos componentes de interesse, redundando no aumento da SNR, bem como facilita a execução de eventuais compressões subseqüentes com perdas aceitáveis, através da redução em diversas redundâncias no sinal, como sabidamente se aplica ao caso dos interferogramas. ZHANG & BENVENISTE (1992), KREINOVICH *et al.* (1994) e YPMA & DUIN (1997) já apontavam para a possibilidade de aplicações de redes neurais com *wavelets* para a aproximação de funções de uma variável.

No que se refere às equações associadas às redes neurais de *wavelets*, denominadas em THUILLARD (2001) de “*wavenets*”, temos a seguinte forma geral em uma estrutura RBF (rede de tipo “*Radial Base Function*”) de 3 camadas, onde a função de ativação dos nós da camada de saída é apenas a combinação linear de suas entradas. As saídas dos nós da camada oculta são definidas pelas componentes transladadas e escaladas de uma wavelet-mãe conforme a equação abaixo:

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N w_i \det(D_i^{1/2}) \psi[D_i \mathbf{x} - t_i] \quad (3.2)$$

Onde “ D_i ” são as matrizes de dilatação diagonal, representando o escalamento e “ t_i ” os vetores de translação.

A inicialização da rede se dá pelo método da decomposição diádica, por uma função “ ψ ” em que os valores de dilatação “ D_i ”, ou dos pesos que conectam a camada de entrada à camada oculta, correspondem a valores de 2^i e as translações “ t_i ” são sempre iguais a um número inteiro. Os valores de w_i representam os pesos de entrada da camada de saída obtidos, compostos a partir de cada elemento de saída da camada oculta.

A descrição básica da função de ativação de um bloco “*wavenet*” se expressa através das variações de escala/translação para cada nó:

$$\psi_{m,n} = \psi(2^m - n) \quad (3.3)$$

Onde “ m ” e “ n ” são números inteiros.

Entre as famílias de *wavelets*-mães que podem ser usadas como funções de ativação de RBFs temos as seguintes:

- Originais ou clássicas como a de “Haar” (a de mais simples implementação) ou as várias formas de “Daubechies”;
- De tipo “Costrap”, ou seja, funções trigonométricas limitadas que podem ser aproximadas por polinômios;
- *Wavelets* “biortogonais”, cujas funções de transformadas direta e inversa são similares, como a de tipo Cohen-Daubechies-Feauveau – conforme usadas no padrão de compressão JPEG 2000;
- Aproximações contínuas de *wavelets* ortogonais de transições abruptas, como no caso da derivada da gaussiana para com a *wavelet* de “Haar”;
- Modelos contínuos exponenciais-trigonométricos como a de tipo “Mexican hat” com sua função correspondente à segunda derivada da gaussiana e “Morlet”, considerada como a “*wavelet* por excelência” para aproximação e análises de sinais senoidais;
- Outras variantes como a de “Shannon” (baseada na função “sinc”) ou mesmo algumas modalidades mais modernas empregando as recentes abordagens de “*ridgelets*”, “*curvelets*”, “*noiselets*”, “*wave atoms*”, etc. Para acesso às descrições de algumas destas formas de modelagem de sinal ver DING (2010).

O artigo de BELLIL *et al.* (2006) mostra uma comparação de desempenho de redes neurais RBF simples com redes baseadas em *wavelets* e sistemas de aproximação polinomial de funções e padrões 1D e 2D, com franca vantagem para as redes por *wavelets*. Já anteriormente em WATKINS *et al.* (1999) se sugeria o uso de *wavelets* de tipo Morlet na resolução do problema de mapeamento de distribuições e gradientes de fase em interferogramas 2D, como uma alternativa viável aos clássicos métodos de Fourier e de passo de fase (“*phase stepping*”).

3.1.2.4 Uso de Algoritmos “Inspirados na Natureza” na Estimação de Parâmetros de Redes Neurais

Em BRILL & BROWN (1992) já se usavam esquemas de seleção simplificados oriundos dos AGs, com o fim específico de se inspecionar a seleção das características

desejáveis surgidas da operação e treinamento de redes neurais artificiais (RNA) usadas como classificadores. Mas, desde algum tempo, referências como a de YAO (1999), contendo compilações extensamente esmiuçadas, têm apresentado algumas idéias e aplicações adicionais, mencionando vários métodos de combinação de técnicas heurísticas de busca global usadas nos algoritmos evolucionários (AE) na resolução de certos problemas recorrentes das redes neurais artificiais. Posteriormente em GAO (2005) é proposta uma abordagem mais explícita na incorporação de métodos evolucionários para a evolução tanto dos pesos de uma rede neural como de sua própria topologia/arquitetura, com bons fatores de desempenho para certas soluções quando comparados com as abordagens canônicas e independentes de várias modalidades de RNA e AE.

Neste último artigo são desenvolvidas algumas críticas procedentes quanto ao efeito disruptivo do operador de recombinação dos AGs sobre eventuais boas estruturas geradas e dos efeitos de interconversão, ou seja, da mera troca “em espelho” de arquiteturas, dos efeitos de saltos instáveis no uso de certos operadores de mutação e de limitações intrínsecas da codificação binária dos parâmetros a serem evoluídos sobre a precisão final, causando a perda de boas topologias geradas ao longo do processo. Neste artigo se aborda também o efeito da combinação de evoluções simultâneas na arquitetura, basicamente sobre o número de neurônios na camada oculta, e dos pesos numéricos sobre cada nó da rede, bem como o uso de mutações adaptativas para estes pesos. Foi dada preferência sobre distribuições de tipo “Cauchy” no lugar das de tipo “Gauss”, descrevendo funções de aptidão que incluem a contribuição da “espessura” da amostra na seleção dos indivíduos (termo/conceito este extraído do campo de sistemas imunes biológicos, o qual indica um excesso de concentração de casos com boa aptidão) com o fim de se evitar convergências prematuras. A abordagem desenvolvida pelo autor foi denominada de “Programação Evolucionária Imunizada” (“*Immunized Evolutionary Programming*”) sendo especialmente adequada para gerar redes de baixa complexidade e conseqüentemente com boa capacidade de generalização.

O treino de cada indivíduo da população, cada qual representa toda uma topologia de rede neural, incluindo sua arquitetura de conexões e pesos, é realizado pela seleção de uma fração do conjunto total de amostras. Este subconjunto muda a cada geração do indivíduo, existindo a possibilidade de se acompanhar a evolução de uma rede particular específica, mas principalmente de se usar a comparação entre os resultados das funções de aptidão em gerações sequenciadas (no assim denominado método da “contra-mudança amostral”) para checar a capacidade de generalização da rede, sendo esta diferença usada como

parâmetro adicional na seleção. Esta comparação pode se prestar a aplicações em topologias alternativas, além da própria MLP descrita no artigo.

Outras formas mais recentes de algoritmos estocásticos aplicados a diferentes topologias de redes neurais têm sido combinados de forma eficiente, como se vê em AZIZ *et al.* (2009). Neste artigo é aplicada uma técnica recente de otimização baseada em enxame de partículas (“*Particle Swarm Optimization – PSO*”), pelas suas propriedades dinâmicas e de busca eficiente e simples de mínimos globais, usada como ferramenta para o treino e estimação de pesos de redes neurais recorrentes de Elman. Topologias de comportamento eminentemente dinâmico deste tipo são especialmente indicadas para a estimação de parâmetros em sistemas de controle, atestando sua potencial rapidez de operação.

3.1.2.5 Topologias Alternativas

Aqui consideramos tanto exemplos adicionais das configurações das conexões propriamente ditas como das formas de computação dos pesos da rede.

3.1.2.5.1 Máquinas de Aprendizado Extremo (“*Extreme Learning Machines – ELM*”)

Sendo topologicamente aparentadas com as redes neurais RBF, as ELMs incluíram como método de treinamento/aprendizado de máquina o emprego de formas “coletivistas” de inclusão de novos padrões. Para isso se evadiram dos métodos tradicionais e/ou adaptados de gradientes localizados, e conjugaram a forma de treinamentos em lote com métodos matriciais relativamente bem estabelecidos, associados aos métodos de LS adaptativos, e executados sobre toda a rede de forma simultânea.

Os artigos de ER *et al.* (2012) e HUANG (2011) apresentam algoritmos simplificados ou que empreguem poucos elementos de rede para o treino de uma ELM. Isso mostra redução do efeito de “maldição de dimensionalidade”, associado ao uso de redes do tipo RBF, permitindo uma grande aceleração na etapa inicial de treinamento. Já em FRENAY & VERLEYSSEN (2010) é associada ao projeto de SVMs uma abordagem de inclusão de conceitos de aleatoriedade aplicados à escolha dos parâmetros de uma ELM.

Um esquema semelhante ao de “*golfing*”, apresentado em GROSS (2011) para a reconstrução de matrizes de baixo posto, é a de enumeração e construção de lotes sequenciais na forma de partições da matriz “A”, promovendo o desacoplamento das equações e medidas. Tais operações sequenciais são realizadas até a convergência, tendo similaridades com o método de lotes usado no cálculo dos pesos em certas modalidades de ELM. Para exemplos desta técnica vide a aula on-line de CANDÈS (2011).

3.1.2.5.2 Métodos Baseados em “Análise de Componentes Principais” (“*Principal Component Analysis – PCA*”) e “Análise de Componentes Independentes” (“*Independent Component Analysis – ICA*”).

O método de PCA foi inicialmente desenvolvido com o fim de projetar padrões complexos em subespaços de menor dimensionalidade. Uma de suas variantes, o RPCA (ou PCA robusto - “*robust PCA*”), emprega esquemas de “*golfing*” ou de tentativas sucessivas de amostragem sobre um espaço amostral sem mudanças. A variante clássica de PCA por sua vez é uma das ferramentas mais usadas na estimação dos parâmetros e pesos de redes neurais, usado para aceleração de convergência de classificadores (para uma descrição mais completa e extensa desta aplicação e de seu principal desdobramento, o método de “*Independent Component Analysis*”, vide HAYKIN, 2009). Sua abordagem se baseia no ordenamento em magnitude da projeção dos elementos sobre os principais autovetores da matriz de covariância, a qual descreve a dispersão do agregado dos vetores que compõem o universo amostral, e na sua posterior compressão por aproveitamento seletivo apenas dos seus maiores componentes. Tal operação tem por principal vantagem a de minimizar as distorções produzidas pela operação de redução de dimensionalidade.

FUENTES & SOLORIO (2004) aplicam o método de regressão ponderada localmente (“*Local Weighted Regression – LWR*”), empregando um algoritmo de aprendizado baseado em treinamentos ativos e com reutilização de casos descartados, aplicado à análise de interferogramas com baixos níveis de ruídos, caso no qual alegam ter tido o melhor desempenho comparativo contra os obtidos por outros algoritmos expostos até então na literatura. Nesta análise foram usados como paradigmas de comparação os métodos de “*Leverberg-Marquardt*” e “*Simplex*”, os quais apresentam alta sensibilidade às condições iniciais e de partida por um lado, e uma grande variedade de algoritmos evolucionários, estes tendo bom desempenho generalizado mesmo que ainda relativamente lentos, por outro. O método citado é uma mistura da abordagem de treinamento de redes neurais com aplicação de métodos analíticos clássicos de aproximação e otimização. Seu principal trunfo em eficiência é o emprego de uma etapa de pré-processamento baseada em PCA, etapa esta usada para a necessária redução de dimensionalidade, conforme se exige para o bom desempenho do método. O resultado apresentado foi suficientemente consistente, mesmo após a inclusão de ruídos não gaussianos. Esta é uma das raras referências citadas que indica explicitamente o tempo gasto na execução do algoritmo projetado em função de variações de alguns de seus parâmetros constituintes.

3.1.3 Uso de Algoritmos Evolucionários Puros ou Híbridos

No que se refere aos efeitos de interações entre elementos e parâmetros que descrevam um problema, sendo estes explicitamente característicos dos algoritmos evolucionários, efeitos estes denominados como “estigmergia”, WHITACRE *et al.* (2008) mencionam a possibilidade de exploração de efeitos de auto-organização conformes aos presentes na natureza, e se sugere o melhor aproveitamento deste conhecimento no projeto de modelos de algoritmos.

Em COLLARO *et al.* (1998) já se aplicavam AGs para a resolução da difícil questão do “desdobramento” (“*unwrapping*”) do parâmetro de fase, devido ao seu padrão modular e cíclico, característica esta que sempre se manifesta ao se analisar áreas mais extensas nos interferogramas. TOLEDO & CUEVAS (2008) recorrem a AGs para aplicações de processamento de imagem, as quais mantêm alguma efetividade somente dentro de setores localizados dos interferogramas, ou mesmo ao longo de canais unidimensionais, visando contornar o problema do desdobramento de fase citado. Estas áreas costumam conter extensões maiores que as correspondentes a um período da frequência espacial, considerado como o menor intervalo entre os máximos ou mínimos sucessivos das franjas interferométricas.

3.1.3.1 Exploração X Aprofundamento de Soluções

Sobre a contraposição entre estes dois conceitos aparentemente excludentes a literatura aponta para uma inevitável complementaridade ou dualidade dos algoritmos evolucionários. Uma opção excludente sobre ênfases no grau de “Exploração” (“*Exploration*”) ou no grau de “Aprofundamento” (“*Exploitation*”) das operações do algoritmo sobre o espaço amostral, ou entre seus aspectos complementares de “ganância” e “diversidade genética”, por parte das formas de busca do mínimo global, pode ser excessivamente limitante.

Segundo LINHARES & YANASSE (2008) esta seria uma falsa dicotomia. O conflito é minimizado se os algoritmos se basearem desde o início em modelos de políticas de coordenação, nas quais estes esforços duais se apoiem mutuamente, e no uso de avaliações contínuas através de índices e estimativas das métricas de distâncias entre soluções parciais. São dados alguns exemplos mostrando alternância entre fases ou etapas de busca intensivas e diversivas, como no caso dos algoritmos de recozimento simulado que apresentam uma passagem gradual das etapas diversivas para as intensivas, e de algoritmos bionômicos com suas alternâncias sucessivas e completas, bem como de alguns

algoritmos meméticos, que tendem a usar o critério da distância de Hamming para “congelar” alguns genes, com o objetivo explícito de escape de eventuais atratores locais.

3.1.3.2 Cooperação Co-Evolutiva e Paralelismo:

Diferentemente da abordagem de DAUSCHER & UTHMANN (2005), que busca evoluir padrões de modularização no espaço de parâmetros em conjugação direta com os próprios parâmetros em si e seguindo o estilo de técnicas de aprendizado não-supervisionado, LIU & YAO (2001) trata de uma abordagem alternativa de “Cooperação Co-Evolutiva”. Esta se baseia na conhecida estratégia de “dividir-para-conquistar”, onde se opta pela evolução separada de módulos por algumas iterações, para depois periodicamente reuni-los. Tal método normalmente pode ser aplicado sobre grandes populações e/ou dimensões em problemas de larga escala. Tal meta-algoritmo foi aplicado como uma superestrutura sobre uma modalidade já conhecida de algoritmo evolucionário (mais especificamente da denominada de “*Fast Evolutionary Programming*”), tendo este uma escala mais “local”, para os casos em que o número de dimensões do vetor de parâmetros seja escolhido em tamanhos adequados a problemas de escala mais ampla. Sabidamente a própria operação de escalamento é uma das operações mais custosas para a utilização deste tipo de algoritmo e esta opção visa, entre outras vantagens, a controlar o volume de computação das etapas específicas. No tópico adiante exploraremos este algoritmo em particular.

3.1.3.2.1 Programação Evolucionária Rápida ou FEP (“*Fast Evolutionary Programming*”)

Sabidamente esta modalidade clássica de algoritmo evolucionário (a saber, “Programação Evolucionária”, ou “*Evolutionary Programming – EP*”) prescinde de uma etapa de recombinação, evitando com isso o surgimento de potenciais efeitos disruptivos sobre aproximações promissoras, associados principalmente a quebras de “esquema” normalmente presente em AGs, colocando a ênfase de sofisticação nas várias formas de implementar a etapa de mutação neste tipo de algoritmo. Como vimos anteriormente, em LIU & YAO (2001) se enfatiza a criação de um método de busca nestes moldes, de tal modo que este seja menos sujeito a longos períodos de estacionariedade ou de evolução lenta, e com a intenção de sobrecarregar o mínimo possível os indicadores de complexidade computacional. Uma descrição breve, mas detalhada, de suas características é dada conforme abaixo:

Parte-se de uma população μ de pares (x_i, η_i) , $i = 1 \dots \mu \Rightarrow$ onde x_i são vetores e η_i são os seus parâmetros de desvios padrão (mutação aditiva por distribuição de Cauchy)

Um descendente ou herdeiro (“*offspring*”) é gerado para cada antecessor ou genitor (“*parent*”) seguindo as seguintes expressões:

$$x'_i(j) = x_i(j) + \eta_i(j)\delta_j \quad (3.4)$$

Onde o valor de δ_j é expresso através de sorteios realizados segundo a distribuição de Cauchy, com a variável aleatória “ x ” i.i.d., conforme abaixo (podemos definir $t = 1$ para muitos casos)

$$f_i(x) = \frac{1}{\pi} \frac{t}{t^2 + x^2}, (-\infty < x < +\infty) \quad (3.5)$$

Uma forma alternativa de se ponderar dinamicamente os efeitos da mutação é pelo uso de distribuições normais combinadas conforme abaixo:

$$\eta'_i(j) = \eta_i(j) \exp[\tau' \mathcal{N}(0,1) + \tau \mathcal{N}_j(0,1)] \quad (3.6)$$

Onde $\mathcal{N}(0,1)$ é a distribuição normal com $\mu = 0$ e $\sigma = 1$ para todo o agregado, e $\mathcal{N}_j(0,1)$ sendo específica para cada vetor de parâmetros, cuja expressão contém as seguintes constantes de ponderação:

$$\tau' = \frac{1}{\sqrt{2}\sqrt{n}} \quad \tau = \frac{1}{\sqrt{2n}} \quad (3.7)$$

Onde “ n ” é o número de iterações.

Esta duplicidade de termos ponderados por distintas distribuições normais tem por meta produzir mutações mais intensivas e de rápido decréscimo em magnitude, enfatizadas sobre um escopo mais particularizado por elemento, no início das iterações (ou seja, enquanto “ n ” for pequeno) para todo o agregado, mantendo uma “cauda” de variações menos evanescentes com o aumento de “ n ” para o agregado como um todo, permitindo um controle ou regulagem do modelo sobre a incerteza aceitável no resultado estocástico final. Esta forma sintética de promover a evolução dos elementos engloba ainda uma transição gradual da busca inicial por “exploração” para uma busca detalhada por “aprofundamento” conforme a definição anteriormente dada no capítulo 2, sem a inclusão de uma solução de continuidade abrupta no algoritmo.

Após o cálculo da etapa de mutação segue-se a etapa de seleção, que se dá inicialmente pela comparação aos pares da função de aptidão (“fitness”) de “ q ” representantes, escolhidos por distribuição uniforme, da união de antecedentes (“genitores”) e descendentes.

Cada comparação bem sucedida acrescenta então um ponto de vitória ao vencedor. Selecionam-se os “ μ ” melhores, ou seja, os que obtiveram maiores pontos de vitória. Esta etapa é “gananciosa” por excelência, mas permite ainda a propagação de elementos de baixa avaliação provisória.

Uma estratégia alternativa adaptativa deste algoritmo se baseia na idéia de se empregar a distribuição de tipo normal em etapas posteriores às que inicialmente usem a distribuição de tipo Cauchy (seguindo o método de “*Classical Evolutive Programming – CEP*”) para se variar mais localmente o efeito da mutação dos descendentes quando em proximidade à solução ótima, sem escapar muito da proximidade com os antecessores, como na expressão abaixo:

$$x'_i(j) = x_i(j) + \eta_i(j)\mathcal{N}_j(0,1) \quad (3.8)$$

Esta opção pode ser implementada como uma mudança substitutiva sobre a anterior a partir de determinado número de iterações, quando se aproximar dos limites de iterações ou de desvio-padrão estabelecidos, com o fim de aumentar a velocidade de convergência nas regiões próximas ao mínimo global. Aí temos um exemplo de uso das melhores características dos dois efeitos de distribuição distintos na etapa de mutação: Uma exploração ampla nas rodadas iniciais do algoritmo (mutação de tipo “Cauchy”) é seguida diretamente pelo refinamento e aprofundamento progressivo quando já se está na proximidade da solução ótima (mutação de tipo “Gauss”), sendo esta implementação ainda mais sintética que a realizada pela forma anterior e com menos volume de computação de variáveis aleatórias.

Aplicando livremente o princípio de economia conceitual da “Navalha de Ockham” similarmente quanto à aceitação de critérios de economia computacional, consideramos que abordagens deste tipo em especial são não só viáveis como praticamente necessárias em projetos de sistemas autônomos, ou que sejam desconectados de equipamentos com maior poder de processamento. Portanto, para sistemas de otimização, cujos modelamento e implementação algorítmica se desejem mais simples possíveis, a família de algoritmos descrita acima com estes critérios pode ser bastante útil para uma grande variedade de aplicações, com resultados relativamente rápidos e confiáveis.

3.1.3.2 Emprego de Paralelismo em EAs

Por outro lado, na resolução de certos problemas de otimização mais complexos, a estrutura naturalmente distribuída da exploração do espaço amostral manifestada pelos EAs clássicos praticamente induz ao desenvolvimento de abordagens que aproveitam as recentes e comercialmente disponíveis topologias de computação paralela. LI & ZENG (2010) colocam uma maneira de aproveitar sistemas de operação maciçamente paralelizada, na forma de algoritmos que separem seus vetores de parâmetros em multipopulações distintas, com o fim de explorar situações em que se possam atingir vários mínimos simultaneamente (sistemas multimodais). Uma aplicação viável desta paralelização intensiva é na exploração de espaços topológicos especialmente intratáveis.

3.2 Amostragem Comprimida (“*Compressed Sensing* – CS”)

Tentativas matemáticas de reduzir a dimensionalidade associada ao grande volume de pontos e/ou dados sobre o qual se desejem efetuar aproximações, regressões não-lineares ou mesmo integrações numéricas, retroagem a períodos de até mais de dois séculos, mas estes têm sido férteis o suficiente para ainda gerarem trabalhos inéditos no tema, como é o caso do artigo sobre quadratura gaussiana de LAURIE (2001). Só mesmo a partir do início do século XXI passaram a surgir contribuições embasadas em métodos e modelos teóricos, surgidos a partir dos ramos de estudo de esparsidade, seguindo e aprofundando o caminho anteriormente iniciado e continuado para os métodos de compressão de dados, *wavelets* e otimização. Tal desdobramento quase explosivo permitiu recentemente o cruzamento de um dos limites classicamente aceitos como praticamente insuperáveis – o limite de Nyquist, que determina que a taxa de amostragem de um sinal nunca deve ser menor que o dobro do período de sua máxima componente de frequência espectral.

Os métodos e técnicas associadas a reduções severas de amostragens sobre um conjunto de dados viáveis ou relevantes, a partir de um agregado de volume de informação muito maior, foram coletivamente batizados sob os termos de consenso denominados de “*Compressed Sensing*” e/ou “*Compressed Sampling*”. Estas técnicas têm como ponto em comum a ênfase na redução dos recursos gastos na obtenção e transmissão de uma quantidade cada vez mais maciça de dados gerados p. ex. em imagens. Esta economia é posteriormente compensada por um tratamento computacional posterior mais intenso, sendo hoje plenamente factível dada a sempre crescente capacidade das máquinas alocadas para a computação de solução de problemas de otimização.

3.2.1 Breve Histórico da Área de CS

Todo um novo ramo de pesquisa se estruturou em menos de 10 anos em torno de férteis contribuições neste tema. Os grupos de trabalho envolvidos nesta área de pesquisa vêm mantendo a forma de discussões ágeis, livres e com plena participação colaborativa. Estas atividades, incluindo as pesquisas canonicamente aceitas, têm transcendido os fóruns tradicionais da academia e as publicações regulares de editoras tradicionais. Conferências e palestras em vídeo no tema têm sido livremente compartilhadas em blogs (um dos quais, sendo um dos mais ativos no tema, é o blog de Igor Carron – “*Nuit Blanche*” – onde se concentra uma grande variedade de referências, repositórios e links dentro do tema) ou na forma de textos e apresentações disponibilizados diretamente pela Internet, como se vê no texto de WEISS *et al.* (2009).

Pode-se dizer que os primeiros trabalhos relevantes e explícitos no tema, ainda dentro da estrutura acadêmica tradicional, provieram das pesquisas da Rice University, tendo sido baseados essencialmente em artigos e pesquisas feitas a partir de um protótipo de imageador mono-sensor (para uma amostra das atividades relacionadas com este dispositivo ver DUARTE *et al.*, 2008). Este dispositivo basicamente é composto de um único elemento de fotodetecção de alto desempenho, sua eletrônica associada e um sistema óptico de reflexão. Nesta estrutura cada pixel proveniente de uma imagem em alta resolução pode ser amostrado de forma aleatória através da reflexão controlada em um conjunto de micro-espelhos acionados remotamente de forma binária, sendo cada composição dos pixels selecionados incidente sobre o único elemento de detecção. A reconstrução de imagens complexas com o uso de aparentemente muito menos pixels do que os necessários para sua apresentação e reconhecimento inequívoco foi um importante marco experimental. Vários trabalhos teóricos associados ou correlatos a este tema, bem com a participação indireta de vários pesquisadores, cujos artigos e trabalhos de pesquisa podem ser considerados como referências no tema, estão consignados, p. ex., nos trabalhos de DONOHO (2006), CANDÉS *et al.* (2006a, 2006b, 2006c, 2007, 2008), BARANIUK (2007), LEE & BRESLER (2008), CANDÉS (2008), CANDÉS & WAKIN (2008), JI *et al.* (2008), MA (2010), ZYMNIS *et al.* (2010), BARANIUK *et al.* (2010), GULATI & FERGUSON (2010), JACQUES *et al.* (2010), JACQUES & VANDERGHEYNST (2010), LASKA *et al.* (2011), os quais representam um pequeno recorte na pletora de artigos similares que vêm surgindo continuamente neste tema. Da penúltima referência citada se obteve uma menção do consenso geral de que toda esta área de pesquisa tenha surgido em sincronia com um paradigma denominado livre e consensualmente como “Ciência 2.0”. Este termo vem representando recentes evoluções de perfil rápido, provindas do volume exponencial de

troca pessoal de informações e de códigos de algoritmos por vias paralelas e mais diretas, devido principalmente ao advento do uso maciço da Internet.

3.2.2 Princípios Teóricos de CS

Em DONOHO (2006) temos uma explanação bastante completa e abstrata sobre os princípios teóricos básicos deste novo ramo de pesquisa. Mais recentemente POTTER *et al.* (2010) aplicaram estes princípios em extração de informação de imageamentos por radar. ROBUCCI *et al.* (2010) transportaram a conveniência de compressão por métodos “CS” para aplicações nas diminutas escalas dos imageadores CMOS. FORNASIER & RAUHUT (2011) mostram aplicações destes princípios em áreas de conhecimento e de pesquisas teóricas cada vez mais amplas, especialmente naquelas diretamente ligadas ao processamento de imagens.

3.2.2.1 Relações de Esparsidade, Incoerência Mútua e CS

Os métodos padrão de “CS” consideram “K” um número esparsos de elementos não nulos na expansão de uma base apropriada, portanto $K \ll N$, onde N é a dimensão do problema e $N \times N$ o número total de elementos da matriz de transformação. O número de vetores aleatórios de amostragem M do sinal é sempre menor que a dimensão da matriz ($M < N$). Estudos mostram que o número de medidas necessárias para uma recuperação robusta dos sinais esparsamente amostrados é não inferior a $M = O(K \log(N/K))$. Em BARANIUK *et al.* (2010) se mostra, para o caso específico da aplicação do método de CoSaMP modificado, com árvores de *wavelets* e esparsidade em blocos, que é possível se alcançar o limite teórico de $M = O(K)$.

É conveniente, para a análise e implementação dos algoritmos de aproximação, uma separação das transformações matriciais de reconstrução de sinal em duas transformações intermediárias $\mathbf{x} = \Psi \alpha$ e $\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x}$, onde Ψ ($N \times N$) e Φ ($M \times N$). Uma boa combinação \mathbf{A} das matrizes Φ e Ψ deve ser incoerente em uma base esparsa, por definição.

Segundo MA (2010) quanto maior a incoerência entre as matrizes de medição aleatória Φ e a matriz de transformação de esparsidade Ψ menor será o número de medidas necessárias para se reconstruir o sinal, e quanto mais aleatória for Φ maior será sua incoerência mútua. A medida de incoerência “v” se situa no intervalo $[1, N^{1/2}]$. Se Φ é uma base canônica composta de amostragens de deltas de Dirac sobre pontos esparsos do sinal e Ψ uma base escolhida através de coeficientes de Fourier, $v = 1$. Se Φ for composta de *noiselets* e Ψ for montada sobre *wavelets* de tipo Haar, $v = 2^{1/2}$. Para uma Φ de tipo *noiselet* e Ψ for construída por *wavelets* de tipo Daubechies DB4, $v = 2,2^{1/2}$.

A principal atratividade das conclusões obtidas dos trabalhos nesta fértil área é sobre as possibilidades de redução ou compressão severa das amostragens necessárias para a reconstrução aceitável de um sinal, na qual se busca um domínio de transformação em que o sinal possa ser considerado maximalmente esparso.

Segundo PEYRÉ (2010), as matrizes ortogonais utilizadas podem ser de alguns tipos válidos, conforme a teoria. São apresentados exemplos de matrizes Φ de sensoriamento aleatório (conforme a definição de “*Random sensing matrices*”) podendo ser estas matrizes de tipos gaussianas com elementos aleatoriamente distribuídos seguindo uma função normal de probabilidade com variância $1/N$, sub-matrizes de Fourier cujos elementos têm a forma do “kernel” da integral nas transformadas de Fourier, ou mesmo as mais simples matrizes de Bernoulli composta estritamente de elementos de tipo +1 e -1, onde estes são variáveis aleatórias “i.i.d.”. Outras bases possíveis que podem ser implementadas na forma da matriz Φ são as de Walsh-Hadamard cujos elementos são 1s e 0s – matrizes de base de tipo Haar representando um caso especial de bases de tipo Walsh; ou de matrizes montadas a partir de funções “*noiselets*”, conforme apresentado por COIFMAN *et al.*, (2001).

Abaixo temos uma descrição formal possível para a descrição de cada elemento a ser incluído nas matrizes de Fourier:

$$\mathcal{F}_{k,l} = e^{\left(\frac{2i\pi}{N}kl\right)} \quad (3.9)$$

A matriz $\mathbf{A} = \Phi\Psi$ anteriormente citada pode ser ainda composta a partir de uma matriz Ψ montada com funções de dicionário (p. ex: as de tipo Gabor, cujos elementos representam senóides limitadas por janelas gaussianas em diferentes localizações e escalas) e a própria matriz de seleção de elementos aleatórios, o que garante a máxima incoerência entre ambas.

Pode-se definir a condição de esparsidade “s” da matriz como sendo uma função inversa de $\log(N)^k$ conforme abaixo, onde $k = 1$ para matrizes gaussianas e $k = 4$ para matrizes de Fourier, C_n expressando uma constante multiplicativa.

$$s \leq \frac{C_n}{\log(N)^k} \quad (3.10)$$

3.2.2.2 Sensoriamento Comprimido Robusto

Uma das áreas de pesquisa mais intensas em CS se apóia nas técnicas para reconstrução de sinais com presença de ruídos, sendo denominados de métodos “robustos” de CS.

3.2.3 Técnicas Correlatas a CS

Como uma das características mais marcantes dos trabalhos na área de CS é a suposição da esparsidade dos sinais em alguma base, o que favoreceria a compressão dos sinais analisados, podemos de forma generalizada estender algumas de suas conclusões teóricas e resultados práticos a alguns ramos correlatos que partilhem desta característica.

3.2.3.1 Métodos de Reconstrução de Sinais Esparsos em Domínios de Transformação

Um dos principais obstáculos ao cálculo e inversão de matrizes de alta dimensionalidade é seu grau de esparsidade, entendido esta variável como uma distribuição não preditiva de uma quantidade diminuta de seus elementos não nulos, com redução severa do posto da matriz a ser processada. Muitos dos métodos de otimização recentes baseados em minimização de “normas l_1 ” lançam mão de técnicas que explorem de forma inteligente e controlada a esparsidade inerente à descrição matricial de certos problemas de processamento de sinais, ou que transformem estas matrizes de forma a colocá-las nas configurações mais convenientes ou com grau maior de regularidade. Já em FEICHTINGER & GRÖCHENIG (1995) se apresenta uma visão matematicamente rigorosa de uma possível conexão do uso de *wavelets* com o princípio de amostragens irregulares. Uma das aplicações mais adequadas dos vários tipos de transformadas *wavelets* sabidamente é na “esparsificação” forçada de um sinal pela sua “apodização” (i.e., da redução ou anulamento dos seus componentes de menor relevância, ou abaixo de certo limiar, no domínio da transformada, conforme SAPTARI, 2004), e possivelmente o uso de técnicas iterativas de amostragem irregular neste domínio seja uma das formas de reconstruir sinais que estejam em formato altamente comprimido ou com forte presença de ruídos.

3.2.3.2 Compressão de Dados & *Wavelets*

Métodos de compressão de imagens e de vídeos tiveram sua demanda aumentada significativamente a partir da popularização e barateamento do hardware de processamento e são cada vez mais necessários à medida que surgem projetos de imageadores cada vez mais potentes. Um exemplo de padrão de compressão com ou sem perdas recente, denominado de JPEG 2000, foi desenvolvido tendo por base várias técnicas como as baseadas no uso de taxas de compressão distintas e seletivas por regiões distintas, na

codificação por entropia de tipo Golomb-Rice, além da técnica de decomposição por DWT (“*Discret Wavelet Transform*” – de tipo biortogonal e grupada em blocos retangulares em código de 64x64 pixels) das imagens analisadas, em substituição às versões anteriores que empregavam codificação por Huffmann e técnicas de “*Direct Cosine Transform*” (transformada direta de cossenos – DCT – expressa em blocos de 8x8 pixels). Esta evolução se deu, entre outros motivos, devido ao fato de que a operação inversa desta última transformação não é tão bem definida, produzindo “descasamentos” entre operações de codificação e decodificação. Na forma de uma variante do JPEG 2000 temos ainda o padrão JPEG-LS, que supera o anterior em rapidez e taxa de compressão nos casos sem perda (SANTA CRUZ *et al.*, 2000), principalmente nos casos em que a imagem apresente um padrão de variações contínuas, similarmente aos interferogramas que pretendemos analisar. Como características marcantes deste padrão temos ainda aplicação de métodos de predição adaptativa e modelagem por contexto, apresentando simultaneamente uma desejável característica de baixa complexidade, que é uma de nossas metas paradigmáticas na implementação dos algoritmos de determinação e estimação de fase.

Apesar da independência dos resultados provenientes das áreas de estudo em compressão de dados para com as origens dos princípios aplicados nas áreas de pesquisa mais recentes em CS, podemos considerar que ambos os domínios se ocupam de questões análogas de processamento de sinais, apenas com ênfases distintas nas etapas aonde se deva processar a compressão. No caso dos métodos de CS a compressão pode se dar já na própria etapa de geração ou seleção de pontos do sinal enquanto que nos métodos de *wavelet* se trabalha essencialmente com imagens completas, se explorando suas simetrias *a posteriori*. A necessidade de realizar alguma forma de pós-processamento numérico antes do envio do sinal comprimido por algum canal de banda limitada é, porém, comum aos dois métodos.

Métodos de processamento de sinal com base em bancos de filtros, como detalhados extensamente em VAIDYANATHAN (1993), exploram estas características de particionamento possível do espectro da maior parte dos sinais reais, visando sua transmissão com volume de informação máximo em bandas reduzidas. Uma das características da transformação e reconstrução de sinais por *wavelets*, como já exposta no artigo citado, a partir de seus vários desenvolvimentos a partir da década de 1990 e seguidos por implementações práticas incluídas em programas de cálculo de uso tão genérico como o MATLAB, é a possibilidade de controle e redução de conteúdo tanto sobre as regiões menos relevantes do espectro no domínio da frequência quanto nas sub-áreas da imagem que não acrescentem maior conteúdo de informação. Isto permite a extração destes

componentes sem maiores perdas que possam inviabilizar o reconhecimento ou a reconstrução dentro de um grau arbitrário de exatidão. Esta forma de compressão, numa forma econômica similar às várias abordagens de FFT empregadas para o cálculo das transformadas de Fourier, se expressa sobre as simetrias dos sinais. Além disso, podemos dizer que sua operação funciona basicamente em modo determinístico e, sendo um método estritamente não-estocástico, pode ainda ser usado como comparação alternativa de desempenho com os demais métodos evolucionários citados aplicados a problemas de estimação do parâmetro de fase em interferometria.

Desde seus desenvolvimentos iniciais praticamente só em WATKINS *et al.* (1999) é apresentada uma aplicação de *wavelets* especificamente para determinação do parâmetro de fase de interferogramas, mas sem a comparação supracitada de desempenho com métodos determinísticos ou estocásticos prévios, ou de qualquer definição quanto à compatibilidade das incertezas do método com os limites de incerteza aceitáveis para a calibração do mensurando de comprimento associado á variações de fase.

Se considerarmos que a escolha da matriz de base de esparsidade se dá na forma de uma matriz de *wavelets*, onde uma maior incoerência mútua corresponde a um menor número de amostragens, temos um melhor desempenho que o obtido pela escolha da matriz de elementos de Fourier, como anteriormente. Podemos dizer, então, que a inclusão desta técnica no arcabouço dos métodos de CS é um claro aperfeiçoamento do método.

3.2.3.3 Princípio da Incerteza Expandida

Entre os trabalhos na área de CS, os artigos de CANDÈS *et al.* (2006a e 2006b) expõem a idéia de que uma nova forma de descrição de relações de incertezas discretas pode ser implementada de forma mais robusta, a partir de conceitos como o de suporte conjunto e, conseqüentemente, se obtendo expressivas reduções potenciais de limiares e critérios de aceitação. Estes partem da comparação favorável quanto aos piores casos, conforme definidos pelos métodos anteriores, e se propõem a uma aplicação direta na resolução de problemas de recomposição de sinais esparsos com dicionários redundantes e na solução de problemas simples de convexidade.

Seguindo a referência de DONOHO (2001) já se tem uma primeira extrapolação de princípios clássicos de incerteza, estendida sobre conceitos mais modernos, mas posteriormente CANDÈS (2008) apresenta uma versão mais completa na forma do Princípio de Isometria Restrito (“*Restricted Isometry Principle*” – RIP), aplicado à determinação do princípio da incerteza expandida. LEE & BRESLER (2008) apontam a conformidade a seus critérios para a escolha de matrizes Φ como uma das condições para a recuperação estável

de sinais esparsos, comparando algumas configurações como potencialmente candidatas à escolha para o método.

BARANIUK *et al.* (2010) aprofundaram a análise deste princípio para a definição de submatrizes Φ ($M \times K$) de forma a preservar valores de distância e informação, ou seja, aproximá-las a “isometrias”, segundo sua nomenclatura. Os limites do princípio de isometria descrito são dados conforme a equação abaixo:

$$(1 - \delta_K) \|x\|_2^2 \leq \|\Phi x\|_2^2 \leq (1 + \delta_K) \|x\|_2^2 \quad (3.11)$$

Esta versão, denominada de K_RIP , considera os valores δ_K como limites constantes. Alternativamente, pode ser considerada uma forma similar que leve em conta efeitos de variação na descrição de modelos (\mathcal{M}_K -RIP) conforme abaixo:

$$(1 - \delta_{\mathcal{M}_K}) \|x\|_2^2 \leq \|\Phi x\|_2^2 \leq (1 + \delta_{\mathcal{M}_K}) \|x\|_2^2 \quad (3.12)$$

Em MA (2010) se afirma que matrizes que respeitam RIP normalmente são as compostas por seleção aleatória de seus elementos, como as de Fourier, gaussianas, de tipo Bernoulli e algumas outras matrizes aleatórias parcialmente limitadas.

3.2.4 Métodos de Minimização por Norma Associados a CS

Em KYRILLIDIS *et al.* (2012) temos uma descrição de várias expressões do problema de otimização como representando variantes de minimização por “Procuras Normalizadas” (“*Normed Pursuits – NP*”), usando algumas normas convexas como critério de avaliação ou restrição. Esta generalização dos problemas de otimização permite o uso de formalismos similares na análise de desempenho de grande variedade de métodos de “*Compressed Sensing*”. Em uma primeira descrição do problema de reconstrução de sinais “ x ” com presença de um vetor de ruídos aditivos “ ε ” limitado em norma ℓ_2 , a expressão comprimida do sinal “ y ” sobre uma dada base pode ser representada pela equação abaixo:

$$y = \Phi x^* + \varepsilon \quad (3.13)$$

Onde: $y \in \mathbb{R}^m$ ($m < n$), $x \in \mathbb{R}^n$, $\varepsilon \in \mathbb{R}^m$, ($\|\varepsilon\|_2 \leq \sigma$), $\Phi \in \mathbb{R}^{m \times n}$. Sob a condição que o vetor “ y ” que descreve o sinal x^* seja k -esparso, a minimização da respectiva cardinalidade de “ x ” que enfatize essa esparsidade é:

$$\arg \min_{x \in \mathbb{R}^n} \|x\|_0 \quad \text{sujeito a} \quad \|y - \Phi x\|_2 \leq \sigma \quad (3.14)$$

Esse, porém, é um problema de tipo NP-completo (NP – significando aqui “*non-polinomial*”, significando a classe dos métodos que não converjam em tempo menor que o definido de forma polinomial, o qual pode vir a ser computacionalmente intratável para dimensões elevadas, ou para um grande número de pontos de amostragem do sinal. Uma das condições que garante esta minimização é se proceder a um “relaxamento” da condição de esparsidade, transformando o problema em norma ℓ_0 em um problema de minimização em norma ℓ_1 , como no método de “*Basis Pursuit*” descrito abaixo:

$$\arg \min_{x \in \mathbb{R}^n} \|x\|_1 \quad \text{sujeito a} \quad \|y - \Phi x\|_2 \leq \sigma \quad (3.15)$$

Nesta abordagem mais que $K + 1$ medidas são necessárias para reconstruir o sinal “ x ” dentro do limite σ ($M = cK$, onde c é um fator de “super-amostragem” de valor aproximadamente $\log_2(N/K + 1)$).

O problema inverso de minimização de norma ℓ_2 pode incluir uma condição de restrição sobre a cardinalidade máxima permitida, sendo esta descrita sob uma condição combinatória de um “limiar duro” “ K ” restrita sob ℓ_0 , tendo a minimização em si descrita sob o critério de norma ℓ_2 , conforme abaixo:

$$\arg \min_{x \in \mathbb{R}^n} \|y - \Phi x\|_2^2 \quad \text{sujeito a} \quad \|x\|_0 \leq k \quad (3.16)$$

Esta modalidade de minimização também pode ser acelerada usando o método de relaxação conhecido por “LASSO” (“*Least Absolute Shrinkage and Selection Operator*”), desta vez colocando a condição de limiar da minimização sobre os valores do vetor “ x ”, descrito conforme abaixo:

$$\arg \min_{x \in \mathbb{R}^n} \|y - \Phi x\|_2^2 \quad \text{sujeito a} \quad \|x\|_1 \leq \lambda \quad (3.17)$$

Ainda existe uma terceira modalidade de minimização por normas, usada em processamento de imagens, chamada de “Variação Total” (“*Total Variation – TV*”) que computa a contribuição de variações locais entre pontos de uma região 2D. O valor de TV é

considerado a partir apenas das regiões de vizinhança imediata. Se considerarmos várias modalidades de “ Ψ ” como matrizes de transformação viáveis da projeção do sinal “ x ” em uma base composta a partir de *wavelets*, cujas contribuições devem ser reduzidas em cardinalidade sob o limite máximo “ k ”, sob a condição de limite da norma ℓ_0 , temos o limite de “ λ ” representando a condição de variações suaves, na equação abaixo:

$$\arg \min_{x \in \mathbb{R}^n} f(x) \quad \text{sujeito a } \|x\|_{\text{TV}} \leq \lambda \text{ e } \|\Psi x\|_0 \leq k \quad (3.18)$$

Onde a variáveis “ x ” são os valores posicionais que parametrizem uma função $f(x)$ a ser minimizada, e onde a norma de variação total é definida para uma variação unidimensional como:

$$\|x\|_{\text{TV}} = \sum_{i=1}^n (|x_{i+1} - x_i|) \quad (3.19)$$

Considerando variações totais em 2D, como métrica por uma imagem ou setores desta, temos:

$$\|x\|_{\text{TV}} = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (|x_{i,j} - x_{i,j-1}| + |x_{i,j} - x_{i,j+1}| + |x_{i,j} - x_{i-1,j}| + |x_{i,j} - x_{i+1,j}|) \quad (3.20)$$

Uma das vantagens conectadas ao uso das formas ponderadas de minimização de norma ℓ_1 , aplicada a métodos de otimização, é a do aumento da esparsidade das matrizes que descrevem os vetores de base do sinal no espaço mais apropriado (ver CANDÉS *et al.*, 2008, e CHARTRAND & YIN, 2008). Estes métodos têm sido largamente empregados para solucionar diversos problemas, e têm sido submetidos a inclusões e adaptações ou mesmo incluídos em outras formas de cálculo iterativo. Um exemplo é o artigo de KIM *et al.* (2007) que associa os métodos de mínimos quadrados (“*Least Squares*” – LS) com técnicas de regularização por norma ℓ_1 e métodos de otimização por pontos interiores (“*Interior Point Methods*”).

3.2.5 Métodos Adaptativos

Sob tal definição podemos identificar aqueles métodos que selecionam ou estimam os vetores de base esparsa de forma a minimizar a contribuição dos coeficientes de menor

valor, ou aqueles que identificam matrizes de projeção mais adequadas para certos tipos de função e métodos de aproximação. A tese de JAGGI (1982) já mencionava algumas técnicas de manipulação de esparsidade em otimização convexa. MATTINGLEY & BOYD. (2010), recentemente apresentaram alguns métodos adicionais de minimização convexa, associados às estimativas e reconstruções de sinais em CS.

Um dos mais eficientes métodos recentes é baseado em avaliações de distribuição de probabilidade segundo a abordagem bayesiana como se vê em JI *et al.* (2008), que segue o método denominado de “Máquina de Vetor de Relevância (“*Relevance Vector Machine* – RVM”) para uma escolha iterativa, adicionando ou subtraindo sequencialmente colunas/vetores de base na matriz de aproximação esparsa até que a variância não se altere, o que será um indício claro de que a amostragem está basicamente amostrando ruídos ou componentes espúrios, e portanto inúteis na reconstrução do sinal a partir deste momento. Neste artigo é mostrado o desempenho resultante comparativo desta técnica em comparação com rotinas baseadas nos algoritmos de “Procura de Base” (“*Basis Pursuit*” – BP), ou similares como os de “Procura de Casamento Ortogonal” (“*Orthogonal Matching Pursuit*” – OMP), bem como em outras formas e derivações de minimização ℓ_1 . A versão dos autores se mostrou vantajosa em dois aspectos básicos: Velocidade na aproximação de dados esparsos com pesos similares; e possibilidade da obtenção, como um bônus extra, da informação da incerteza final para a aproximação de cada componente.

Em BLUMENSATH *et al.* (2012) os métodos da família dos algoritmos de “*Greedy Pursuit*”, similares aos métodos desenvolvidos a partir do mais simples algoritmo de MP - “*Matching Pursuit*”, ainda usados largamente em teoria de aproximação, são reconhecidos como sendo de convergência mais rápida que os métodos ℓ_1 tradicionais de otimização.

3.2.6 Métodos de Otimização “Inspirados” em CS

3.2.6.1 Semi-Determinísticos

Em BOYD *et al.* (2011) temos uma abordagem de aprendizado estatístico e otimização distribuída por métodos oriundos da área de otimização numérica pura, ou seja, sem nenhuma inspiração direta em processos da natureza. Sua semelhança com os métodos de CS se baseia basicamente na aleatoriedade na seleção dos vetores de relevância.

Métodos de regularização classicamente oriundos de métodos determinísticos são associados a rotinas de otimização estocástica convexa em SHALEV-SHWARTZ (2006), onde se apresenta com grande rigor fundamentos teóricos importantes.

Estes dois exemplos mostram já uma aproximação viável entre estas duas formas de reconstrução de sinais com esparsidade.

3.2.6.2 Estocásticos-Naturais

Podemos considerar que uma descrição compacta dos dados de um problema de otimização, ou a reconstrução rápida em termos das transformações de seus parâmetros em domínios esparsos, é similar à forma como os sistemas neurais e biológicos comprimem e lidam com a informação relevante na natureza, apresentando paralelos com o “*modus operandi*” teórico usado nas técnicas de CS. Portanto, uma de suas características algorítmicas mais distintamente próxima aos processos naturais de sensoriamento se baseia na compactação e seleção dos dados válidos. O comportamento de enxame, como representado nos algoritmos PSO, p. ex., permite traçar paralelos com a busca por minimização ℓ_1 , associada à regularização quadrática dos parâmetros posicionais e de velocidade de seus elementos.

Um exemplo de algoritmo PSO usado especificamente na resolução e reconstrução direta dos parâmetros de interferogramas 2D é dada em JIMENEZ *et al.* (2007), cuja equação usada para o cálculo de aptidão quanto a função-objetivo é baseada em um modelo polinomial que defina diretamente o parâmetro de fase para cada ponto (x, y) da imagem, dado conforme abaixo:

$$U(a^P) = \alpha - \sum_{y=1}^{R-1} \sum_{x=1}^{C-1} \{I_N(x, y) - \cos(\omega_x x + \omega_y y + f(a^P, x, y))\}^2 + \lambda [(f(a^P, x, y) - f(a^P, x-1, y))^2 + (f(a^P, x, y) - f(a^P, x, y-1))^2] m(x, y) \quad (3.21)$$

Onde a função-objetivo $f(a^P, x, y)$ deve descrever a função polinomial bidimensional da fase do interferograma, α representa a inclusão de um fator constante com a função de transformar uma otimização por minimização por outra baseada em maximização, sendo esta última mais conforme às descrições apresentadas dentro das metodologias clássicas de resolução de PSOs, λ é um fator de regularização que pondera o efeito da distância euclidiana da função “ f ” em função das variações das posições vizinhas de (x,y) , e $m(x,y)$ é uma função numérica de “máscara” digital, utilizada para delimitar a região viável do interferograma, a qual pode ainda ser utilizada como uma ponderação gradual/analógica dos valores de $U(a^P)$ em relação aos pontos mais relevantes do mapa 2D.

Este aspecto de seleção de regiões viáveis pode também ser interpretado como uma aproximação livre das técnicas e algoritmos de PSO aos princípios e métodos usados em

CS, principalmente se as regiões da máscara $m(x,y)$ forem definidas por seleções estocásticas controladas a cada iteração do algoritmo.

Este simples modelamento polinomial de uma função-objetivo, também usado em muitas outras modalidades de algoritmos inspirados em elementos naturais e/ou vivos, pode ser interpretado como representando uma forma alternativa de compressão e redução de extensão ou amplitude na dinâmica coletiva dos elementos do espaço de parâmetros.

3.2.7 Aplicações de CS em Processamento de Imagem e Medidas Dimensionais

Trabalhos mais recentes de otimização sobre a aproximação da informação obtida de sistemas dimensionais baseados em redução de grande volume dos dados 2D, associados a imagens obtidas de padrões reais de sistemas interferométricos ou de outra natureza, são também aplicáveis a outras configurações de dados com alta densidade de informação a ser processada, como nos sistemas de tomografia por ressonância magnética. Estes vários trabalhos são bem representados pelo artigo de MA (2010), cujo foco é na aplicação dos princípios citados de sensoriamento ou amostragem comprimida. O algoritmo de reconstrução proposto é baseado tanto em representações 2-D esparsas de *wavelets* geométricas e em algumas das representações derivativas do próprio conceito de *wavelet* clássico, como as baseadas em “*ridgelets*”, “*curvelets*”, e “*wave atoms*”, como nos métodos recém-desenvolvidos de regularização não-linear e otimização convexa. A conclusão do artigo é que, mesmo se considerarmos uma “esparsidade” significativa e aleatória, o resultado da reconstrução permite uma aceitável aproximação e modelagem do padrão original, tanto quanto à forma geral do “relevo” como em suas variações mais localizadas das superfícies analisadas. Pode-se pressupor que a maior simplicidade e regularidade comum aos padrões interferométricos, ainda quando em comparação com sinais de imagens mais complexas como os do artigo citado, mostra um indício de que o uso de métodos de CS podem ser incluídos como ferramentas ainda mais apropriadas e válidas para as avaliações de âmbito dimensional.

Em LIU & KANG (2010) temos uma aplicação de princípios de CS para as medidas de um tipo específico de medidas e equipamentos como os OCTs de tipo “*spectral domain*”. Já em NAYAK & SEELAMANTULA (2012) é mostrada uma aplicação de CS na reconstrução de medidas realizadas em OCTs de tipo “*frequency-domain*”. Estes últimos concluíram que a esparsificação realizada no domínio de funções de cosseno é ainda mais eficiente que a tradicional projeção no domínio de frequências de Fourier.

Um uso recente dos princípios de CS no problema específico de “desdobramento” de fase pode ser visto em HOSSEINI & MICHAILOVICH (2009).

3.3 Soluções Implementáveis em Hardware

Sugestões de uso de técnicas de aperfeiçoamento evolutivo das topologias e configurações no projeto de circuitos e hardware em geral, sendo mais genericamente denominadas de “Hardware Evolutivo” (“*Evolvable Hardware*”), podem ser aplicadas quando o objetivo principal é a redução do consumo de recursos de tempo e computação, associados às atividades dos projetos de hardware em si, quando estes sejam dotados de grandes volumes de variáveis interrelacionadas e/ou de difícil modelamento analítico, ou mesmo na descoberta e análise de topologias novas e ainda não testadas. Tais soluções podem ser implementadas em circuitos eletricamente modificáveis, tais como sistemas baseados em FPGA, para a criação de sistemas adaptados ou adaptáveis às soluções numéricas as mais diversas, com aplicações variando desde a simples compressão de dados até o uso em métodos de otimização e buscas em espaços de soluções associados com a presença de ruídos dependentes ou não dos parâmetros a serem otimizados/ajustados. Em VIEIRA *et al.* (2004) são desenvolvidos métodos evolucionários híbridos para geração de topologias otimizadas de circuitos, a serem aplicadas em sistemas de elementos integrados analógicos. Vide SÁ & MESQUITA (2007 & 2009) para exemplos mais recentes do uso de EAs em síntese evolucionária de circuitos. Vários artigos no tema também podem ser obtidos do livro de HIGUCHI *et al.* (2006).

Em HADDOW & TYRRELL (2004) se apresentou um primeiro panorama de revisão e análise crítica do estado da arte dos métodos de projeto de hardware evolucionário, sendo o artigo publicado aproximadamente 10 anos após os primeiros trabalhos seminais na área.

3.3.1 “*Compressed Sensing*” em Hardware

O uso de funções de base na forma de transformadas “*Noiselets*”, conjugadas com otimização convexa e baseadas em minimização de variação total (“*Total Variation - TV*”) de blocos de pixels $n \times n$ (sendo “ n ” um submúltiplo do número total de pixels de uma linha ou coluna da imagem plena), em comparação com o uso de matrizes baseadas em DCT (“*Direct Cosine Transform*”), foi recentemente aplicado em técnicas de amostragem comprimida em imageadores CMOS integrados no plano focal. Tais sistemas foram implementados contendo uma unidade de multiplicação analógica matriz-vetor, e apresentaram reduzido consumo de potência e/ou aumentada taxa de atualização de quadros, em ROBUCCI *et al.* (2010). O desempenho desta modalidade de reconstrução se mostrou adequado mesmo para o emprego em máquinas e imageadores comerciais.

Outra forma mais determinística de compressão, denominada de codificação preditiva, é descrita em LÉON-SALAS *et al.* (2007), e aplicada no processamento de imagens no plano focal de imageadores CMOS. Os tratamentos teóricos deste tipo de método são bem conhecidos, mas ainda não se dispõe de conexões teóricas desta técnica com métodos de reconstrução por TV. Nada impede conceitualmente, porém, que haja a possibilidade de “hibridizar” ou reunir ambas as técnicas de compressão de sensoriamento em um único algoritmo implementável em hardware.

3.3.2 Algoritmos Evolucionários Aplicados em Hardware

Em LI *et al.* (2003) se apresentam resultados baseados no uso de redes neurais artificiais aplicadas à correção de certas não-linearidades em interferômetros ópticos, usados para a medição dinâmica de deslocamento em escalas nanométricas. Estes sistemas são baseados em sistemas de detecção síncrona ou de passos de fase (“*phase-stepping*”) pela modelagem da fase instantânea em cada ponto do deslocamento. Existem razões para crer que esta modalidade de aproximação ou correção pode ser substituída com certa vantagem por outros métodos evolucionários, já que o método apresentado se baseia numa forma de computação “*offline*”, ou seja, desvinculando o tempo de sensoriamento com o de computação, devido a sua relativamente alta complexidade computacional, sendo esta especialmente significativa quanto à correção das referidas não-linearidades, quando comparada a outras formas clássicas de compensação.

Uma abordagem simplificada de implementação de “AG em hardware” permitiria soluções rápidas e embarcadas em sistemas mais móveis. O tipo de configuração dos parâmetros e operações de um AG deve, porém, ser necessariamente adaptado para as restrições de memória e operações numéricas permitidas dentro de um único chip mais simples, como FPGAs, p. ex.. Uma solução proposta por NOSATO *et al.* (2006) se baseia, entre a inclusão de outras soluções particulares, no uso de métodos de recombinação elitista, em que a seleção se dá apenas entre os dois cromossomos parentais e suas duas descendências diretas, e do emprego da abordagem de “*crossover*” uniforme. Este tipo de técnica pode ser especialmente útil quando existem fortes restrições no tempo de convergência permitido para uma etapa, dentro de uma sequência maior de operações. Este aparentemente é o caso de alguns sistemas interferométricos usados em calibração dimensional, os quais estão no foco desta tese, Outra limitação é o eventual controle do espaço de memória usado para a evolução de todos os elementos da população que em alguns casos pode ser significativo para sistemas de menor poder computacional.

No que se refere ao uso de técnicas evolucionárias aplicadas à solução ou otimização de padrões interferométricos, em acionamento “*on-line*” ou dinâmico, temos um exemplo no trabalho de NOSATO *et al.* (2003), em que se aplica uma rotina de evolução dinâmica de parâmetros através de um algoritmo clássico de AG para o ajuste posicional de alguns elementos ópticos em um interferômetro de tipo Michelson, construído de elementos discretos sobre uma bancada, com a manifesta futura intenção de redução *a posteriori* de seus elementos de ajuste e visando a construção de futuros interferômetros mais portáteis. O tempo de ajuste/alinhamento da parte óptica do sistema por acionamento automático seguindo a evolução do AG sobre uma tomada otimizada de poucos dados da imagem do padrão interferométrico gerado a cada ajuste durou cerca de três minutos, o que para alguns casos de sistemas que precisem de respostas adaptativas dinâmicas ainda pode ser um tempo excessivo. De utilidade neste trabalho é a demonstração da eficiência do AG quando comparado com técnicas tradicionais como o clássico e determinístico método de busca por “Subida de Colina” (“*Hill Climbling*” - HC), ou mesmo quanto à aplicação de sua versão estocástica (“*Random Search Hill Climbing*” - RSHC).

Como um exemplo mais comprometido com a exatidão do resultado de aproximação de parâmetros do que com o tempo de obtenção destes resultados para sistemas interferométricos, especificamente quando aplicados a sistemas de medição dimensional, temos o trabalho seminal de CUEVAS *et al.* (2002) no qual se apresenta uma modelagem 2D de uma função de modulação de fase polinomial genérica, a qual teve seus coeficientes evoluídos como parâmetros de um AG clássico. Entre suas características operacionais se empregou “*crossover*” em “dois-pontos” para a troca integral de grupos adjacentes arbitrariamente posicionados de alelos-parâmetros entre cada par de descendentes, bem como mutação sobre o valor contínuo de cada alelo. Segundo o trabalho em questão o método prescinde de pré-filtragens de ruídos, diferentemente dos métodos síncronos mais clássicos, de uso de PLL ou de cálculo através de Transformadas de Fourier, para se atingir uma conformidade aceitável entre padrões bastante complexos e suas aproximações.

Digno de nota nesta abordagem é o emprego da etapa de seleção seguindo uma expressão de tipo “Boltzmann”, fazendo com que a avaliação da aptidão seja baseada nas iterações da população e sobre o valor de expectativa de cada cromossomo “*p*”, aumentando com isso a pressão de seleção sobre a geração de descendência sobre os melhores elementos da população. Entre algumas desvantagens do método proposto há a necessidade de testar caso a caso os melhores valores dos parâmetros do AG propriamente dito para que a evolução e sua convergência se dêem num tempo e forma apropriada, bem como se deve partir de um pré-conhecimento razoável dos outros parâmetros do modelo

além do parâmetro de fase. A obtenção deste último parâmetro sendo o objetivo desta abordagem e similares que visem extrair essa informação para a determinação posterior de resultados em metrologia dimensional. O artigo em questão também não deixa claro o custo computacional e o tempo gasto para a consecução do resultado final pelo algoritmo.

3.4 Complexidade Computacional, Incertezas e Critérios de Projeto em Algoritmos Evolucionários

Muitos algoritmos analiticamente mostram ter implementações nas quais a inspeção do comportamento de caso médio é um procedimento muito mais eficiente do que se concentrar a análise sobre os piores casos. Por outro lado, muitas vezes a aposição de heurísticas que aumentem sua eficiência de escolha para cada situação, numa abordagem caso-a-caso, é uma abordagem parcamente generalizável, tornando a análise comparativa praticamente impossível, o que tem acontecido com a criação de tantos métodos de otimização baseados ou contendo trechos de algoritmos evolucionários, vide WRIGHT (1997). Tal conclusão ainda é válida mesmo quando se empregam versões otimizadas sobre algoritmos canônicos já existentes, ou que contenham alterações mais ou menos significativas de seus passos. Portanto, faz sentido não se pretender um grau de generalização extremo no projeto de um algoritmo de otimização, sendo mais prático se proceder a uma demarcação prévia da classe conceitual que melhor descreva o problema, com o fim de obtenção da melhor aproximação e escolha do método.

Em termos metrológicos ainda pode-se afirmar que a busca pela existência de soluções estritamente exatas para os problemas de medição das grandezas pretendidas é praticamente uma iniciativa vã, pois todas as grandezas auxiliares envolvidas na estimativa de incerteza em uma medição física carregam ou dependem de alguma incerteza prévia. Além disto, ainda devem ser levados em conta os efeitos associados às aproximações numéricas do funcionamento de computadores reais ao de máquinas de Turing ideais, bem como de todos os problemas associados às medidas de complexidade algébrica.

Portanto, em termos práticos, uma definição do limiar aceitável para a incerteza de uma solução se faz necessária como um primeiro critério de definição tanto das modalidades como dos parâmetros dos algoritmos de otimização a serem empregados. Adotando os critérios do “Guia Internacional para a Incerteza de Medição”, conforme definido pelo “*working group*” JCGM/WG1 do BIPM (ISO/IEC, 2010), vemos que não faz sentido exigir que a tolerância numérica de qualquer algoritmo seja muito menor que a maior componente de incerteza auxiliar usada para o cálculo da incerteza global da grandeza medida, ou estimada através de operações algorítmicas. A tolerância referente a este

trabalho é associada explicitamente ao parâmetro de fase, ou mais explicitamente à diferença de fases entre os pontos singulares da superfície analisada no interferograma.

3.4.1 Cômputo do Balanço de Incertezas

Segundo o roteiro descrito no “Guia de Incertezas de Medição” (ISO/IEC, 2010) podemos avaliar as componentes lineares de incerteza de uma grandeza em função das componentes das outras grandezas dependentes, medidas ou estimadas segundo uma aproximação em série de Taylor. Nesta primeira aproximação temos a incerteza combinada como resultante da soma quadrática das contribuições das incertezas de cada grandeza componente no modelo (primeira ordem) e de seus termos cruzados e de segunda ordem:

$$u^2(\phi) = \sum_{i=1}^{n_c} c_i^2(\phi, x_i) u^2(x_i) + \sum_{x_i=1}^{n_c} \sum_{x_j=1}^{n_c} \left\{ \frac{1}{2} \left[\frac{\partial^2 F(x_i, x_j)}{\partial x_i \partial x_j} \right]^2 u^2(x_i) u^2(x_j) \right\} \quad (3.22)$$

Onde os coeficientes de sensibilidade “ c_i ” são as primeiras derivadas da equação do modelo matemático em função da grandeza de cada parâmetro “ x_i ”, cuja variação afete “ ϕ ”; $F(x_i, x_j)$ é a função que descreve as dependências do modelo para seus parâmetros “ x_i ”; “ n_c ” é o número de componentes de incerteza “ $u(x_i)$ ” associados às grandezas auxiliares.

Incerteza associadas às medidas de fase se relacionam diretamente com o grau e contribuição de ruídos ópticos ou quantizações presentes no sinal capturado do interferograma. Porém, podemos dizer que o próprio método de estimação algorítmica deste parâmetro apresentará uma componente de incerteza extra que deve ser avaliada.

3.4.2 Medidas de Complexidade Computacional

A literatura apresenta algumas definições distintas de métricas de complexidade. EDMONDS (1995) explicitamente afirma que a região de máxima complexidade se localizaria num ponto intermediário de um eixo compreendendo a variação entre pontos extremos de mínima e máxima entropia, sendo o cômputo desta uma função direta do tipo de representação do sistema analisado. Tal abordagem situa o máximo de medida de complexidade aproximadamente a meio caminho entre valores ou métricas absolutas associadas às avaliações de ordem e de aleatoriedade. Baseado no artigo citado, no mais recente de STEEB *et al.* (2005), e em vários outros autores, colocamos a seguir uma breve taxonomia, quanto a algumas abordagens de computação de parâmetros de complexidade:

- Complexidade de Informação Algorítmica ("*Algorithmic Information Complexity - AIC*"), segundo a interpretação de Kolmogorov-Chaitin-Solomonoff (K-C-S). Esta métrica bastante conhecida é baseada diretamente no conceito de entropia estatística. É função da forma com que se codifica o algoritmo, já que se mede pelo comprimento das cadeias de caracteres da saída e da descrição do programa em si;
- Complexidade de tipo Lempel-Ziv (L-Z). Considerada como função do comprimento da sequência de caracteres de uma mensagem e da descrição com enumeração de sequências repetidas, sendo esta a base teórica para a implementação do método de compressão Lempel-Ziv-Welch ou LZW. Pode ser usado como uma métrica para quantificar a banda passante em processos aleatórios que apresentem algum grau de periodicidade;
- Complexidade como uma métrica de "Profundidade Lógica", segundo Bennett. Baseada no número de passos de execução, uma expressão do princípio lógico da Navalha de Occam, onde plausibilidade = concisão e profundidade = lenta ou longa computação, em que a saída é baseada em expressões cuja computação é essencialmente incompressível. Relaciona o conceito de profundidade lógica diretamente à complexidade física;
- Complexidade Efetiva, segundo Gell-Mann e Lloyd. Usada para medir o conteúdo de informação das regularidades de um padrão. Mais intuitiva que a métrica de Kolmogorov, separa os componentes aleatórios dos regulares, associando o conteúdo de informação algorítmica somente à estrutura de regularidades.
- Complexidade de Medida Efetiva, segundo a versão de Grassberger ("*Effective Measure Complexity - EMC*"). Baseada na previsão de comportamento assintótico e no conceito de escalamento por granularidade. Usada para medir a complexidade como a quantidade de memória necessária para computar a probabilidade preditiva do próximo símbolo de uma sequência;
- Complexidade resultante da diversidade topológica, segundo a versão de Crutchfield. Representação, na forma de "automata finita", da medida de tamanho do modelo em si, ou em qualquer tipo de medida estatística ou caótica, como o expoente de Lyapunov. Seu conceito de "Excesso de Entropia" é similar à medida de EMC de Grassberger;
- Complexidade como função de quebra de simetrias, segundo Heylighen. Esta definição incorpora conceitos de co-evolução, sinergia, propriedades auto-emergentes e de auto-organização;
- Complexidade baseada em conceitos de lógica eminentemente proposicional como a de Horn tem sua métrica com valores polinomialmente crescentes e relacionada com o número de conexões de circuitos. Pode ser baseada em redes ou em predicados extra-lógicos como a definição de Goodman, computada como a simples soma não-estruturada da

complexidade dos elementos do predicado, ou a de Kemeny que apresenta dependência logarítmica do número de modelos finitos e não-isomórficos;

-- Interpretações de complexidade baseadas nos conceitos de modelamento convergente ou de estrutura gramatical de descrição do problema, como a de Badii e Politi. Estas são visões estritamente não aleatórias e de difícil expressão quantitativa;

-- Interpretações de complexidade estrutural, baseadas em medidas de complexidade ou profundidade termodinâmica a partir da taxa de entropia de Shannon como a interpretação de Lloyd e Pagels. Estas modalidades de medidas baseadas em conceitos termodinâmicos, porém, não são universalmente aceitas como métricas independentes para a determinação da complexidade de um sistema, como anteriormente citado.

O conceito de entropia total, como representando a energia livre ou o potencial termodinâmico, está ligado mais diretamente à descrição de processos físicos irreversíveis. O uso deste conceito se baseia na contribuição das probabilidades de cada partição ou subdivisão nos diferentes agregados em um sistema, como abaixo:

$$H = \sum_i \left(p_i \log \left(\frac{1}{p_i} \right) \right) \quad (3.23)$$

Porém, uma crítica ao uso desta abordagem é que a conexão conceitual com a computação de medidas de complexidade não é direta ou intuitiva, requerendo um tratamento mais elaborado. Já em BENNETT (1990) é contradita a associação do conceito de complexidade com o de potenciais termodinâmicos ou de energia livre.

Uma métrica viável para definir graus de similaridade é a métrica de Hausdorff, que consiste no grau de “descasamento” entre conjuntos ou vetores:

$$h(x, B) = \min_{x \in B} \{ \|x - y\| \} \quad (3.24)$$

Onde $\|x - y\|$ representa qualquer norma com suporte em \mathbb{R}^n . Em uma forma mais generalizada temos a versão "k-rankeada" abaixo:

$$h_k(a, b) = k^{th} \min_{a \in A, b \in B} \{ \|a - b\| \} \quad (3.25)$$

O tipo de métrica de complexidade mais apropriada ao problema em questão é, então, aquele que leve em consideração uma implementação tão compacta do algoritmo quanto possível, sendo este também projetado para o maior grau de simplicidade possível nas suas operações. O método de EMC expressa, p. ex., o grau de dificuldade em prever os valores futuros de uma série estacionária, a partir do tamanho medido da expressão regular de um modelo proposto, o que foge um pouco do escopo da avaliação desejada para algoritmos de busca e otimização. Uma descrição mais apropriada segundo nossa abordagem pode ser tanto a de K-C-S, como a de L-Z ou de Bennett. Esta última definição de complexidade é usada para medir de maneira formal o nível de organização de um sistema, sendo de escopo mais amplo que a abordagem de K-C-S, aonde ambas levam em consideração a limitação de recursos de memória e tempo.

Em uma das referências mais recentes citadas (STEEB, 2005) a prática de normalização das medidas de complexidade é mencionada como uma técnica especialmente adequada para fins práticos, sendo esta técnica adotada com a finalidade de que a obtenção da métrica seja independente do comprimento das cadeias ("*strings*") de descrição das soluções ou da computação em si, conforme já definido nos métodos de K-C-S ou L-Z. Em AY *et al*, (2010) são comparados vários pontos em comum entre as abordagens de "Complexidade Efetiva" de Gell-Mann/Lloyd e de "Profundidade Lógica" de Bennett, dentro do rigor da teoria de informação algorítmica.

4. METODOLOGIAS TEÓRICO-PRÁTICAS

Para se extrair a estimativa de comprimento no centro de blocos-padrão através da inspeção de seus interferogramas é necessária a definição de métodos para a determinação de parâmetros de fase espacial, sendo estes pontualmente localizados para cada um dos pixels das imagens 2D ou distribuídos ao longo de um canal linear 1D.

Na figura 4.1 temos um exemplo de um interferograma real de um bloco-padrão de aço com comprimento nominal de 23,5 mm, o qual foi apoiado/afixado sobre uma base retangular também de aço com similar tratamento superficial. Além da informação do comprimento real do padrão materializado associado ao parâmetro de fase no centro do bloco, alguma informação extra quanto aos desvios de planeza ao longo das superfícies inspecionadas pode ainda ser fornecida por eventuais suaves não-homogeneidades no espaçamento e inclinação dos padrões de intensidade. Tais variações de claro e escuro dos interferogramas são digitalizadas a partir da resposta de intensidade de uma câmera CCD utilizada para a captura da imagem B&W com uma resolução de 8 bits. Para se compensar efeitos sistemáticos provenientes de artefatos ópticos, saturação de resposta dos imageadores e de variação do meio ao longo dos caminhos ópticos do interferômetro sobre as frentes de onda de iluminação estritamente não-planas ou de intensidade homogênea, uma medida prévia realizada em uma superfície de alta planeza superficial pode ser utilizada. Esta medida é usada para estimar descontos numéricos devido às variações fixas da fase espacial de cada pixel, relativa a um pixel de referência. Este pixel geralmente é localizado no centro do quadro imageado ou pré-definido no centro geométrico da superfície a ser medida. A fração de franjas lida é definida pela razão (b/a), representando esta a diferença de fase entre as superfícies correspondentes ao topo e à base do bloco-padrão.

Similares configurações de análise de dados interferométricos para medições de comprimento e planeza já foram modeladas e parcialmente resolvidas nas referências de TAKEDA *et al.* (1981), DeGROOT (1995, 1997, 2011), NARUMI *et al.* (1998), WATKINS *et al.* (1999), MALINOVSKY *et al.* (1999), CUEVAS *et al.* (1999, 2000, 2002), CUEVAS (2004), FUENTES & SOLORIO (2004), SANCHEZ-ESCOBAR & VÁSQUEZ-MONTIEL (2005), LANGOJU *et al.* (2005), KANDPAL *et al.* (2005), ESPINOSA *et al.* (2007), TOLEDO & CUEVAS (2008), YANG *et al.* (2010), SCHÖEDEL (2010), FRANKE & SCHÖEDEL (2010), e TELLEZ-QUIÑONES *et al.* (2012). Em tais artigos foram utilizadas heurísticas, topologias e métodos de aproximação para a solução de problemas distintos. Porém, alguns destes trabalhos se baseiam estritamente na comparação com formas e padrões lenticulares ou piramidais específicos ou pré-definidos. Esta abordagem se mostra especialmente

adequada, principalmente, para treinamento de casos e exemplos de definição de classes para redes neurais, em contraposição a formas mais abstratas de modelamento polinomial as quais podem ser resolvidas através de AGs ou wavelets. Nenhum destes trabalhos explicita seus valores de complexidade computacional ou o tempo total gasto para a obtenção de resultados.

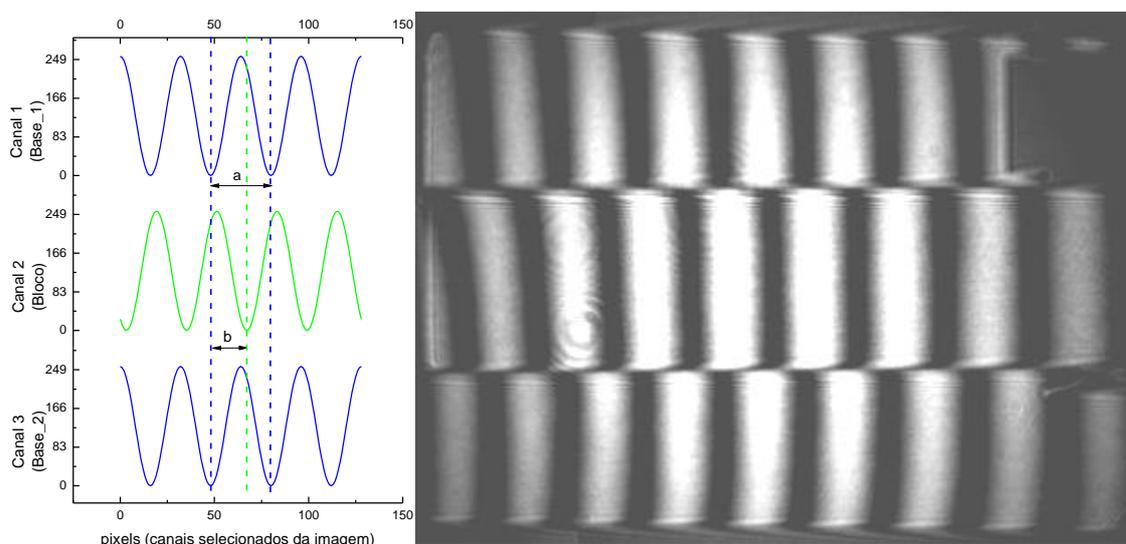


Figura 4.1 - Padrão de franjas interferométricas das superfícies de um conjunto bloco-padrão (retângulo central) e base de colagem (retângulos laterais), ambos sendo artefatos fabricados de aço polido. No canto superior direito da região retangular central da imagem nota-se ainda a sombra do sensor de temperatura afixado de forma assimétrica para com a face lateral do bloco.

Deve-se se levar em conta a contribuição das imagens produzidas por mais de um comprimento de onda para a determinação metrológica inequívoca do desvio de comprimento. Cada imagem resulta em um padrão de franja independente a ser inspecionado para a obtenção de suas diferenças de fase independentes. Variações de condições ambientais ao longo do caminho óptico ou na temperatura média do artefato produzem a necessidade de se produzir estimativas de franjas sequenciais, com o mínimo de intervalo de tempo entre elas.

Partindo desse pressuposto, portanto, programas que efetuam a estimativa de distintas diferenças fracionais de franja devem comparar as frações exatas geradas pelos valores hipotéticos dos desvios de comprimentos com os grupos de observações de fração de franja. Na figura 4.2 vemos uma janela gerada por um programa de cálculo interferométrico desenvolvido no Inmetro, mostrando uma comparação gráfica da varredura dos erros compostos a partir do uso de três (“3 lines”) ou quatro (“4 lines”) comprimentos de

onda em cores distintas, ao longo da variação dos comprimentos hipotéticos em uma escala graduada limitada a valores em torno de $1 \mu\text{m}$ do comprimento nominal. O valor de desvio de comprimento l_m correspondente ao erro mínimo estimado por inspeção das curvas na figura 4.2 é de aproximadamente $-0,110 \mu\text{m}$.

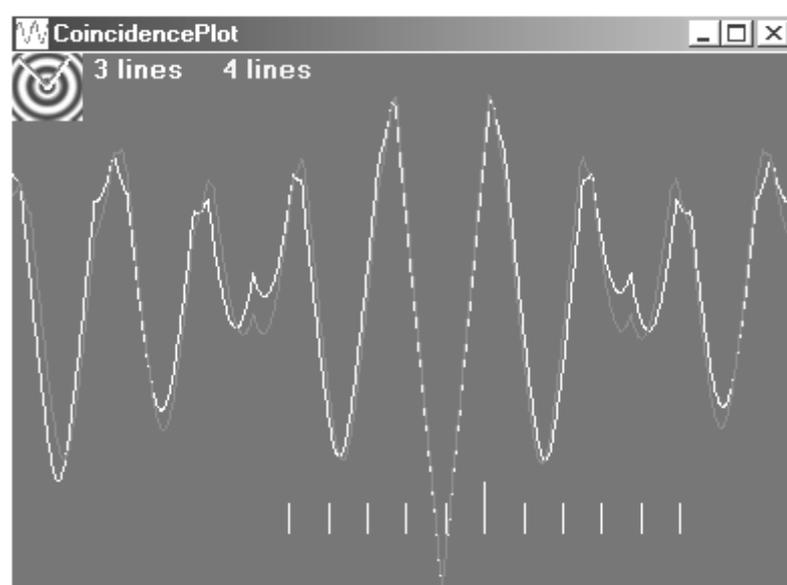


Figura 4.2 - Coincidências de erro mínimo para com o desvio de comprimento e as leituras de diferença de fase em padrões de franjas interferométricas de um bloco-padrão, realizadas em quatro distintos comprimentos de onda

O objetivo das técnicas e algoritmos desenvolvidos ao longo deste trabalho é fornecer automaticamente uma estimativa direta e automatizada das próprias frações de franja. Para tal podemos usar métodos analítico-determinísticos ou de busca estocástica, ou mesmo de uma hibridização mais ou menos criativa de ambas as formas de busca. Partindo da condição de simplicidade máxima de operação, no primeiro caso pode-se empregar uma mera contagem e localização dos pixels de máximo ou mínimo em intensidade, e de suas diferenças relativas de fase entre os canais associados às superfícies superior (bloco-padrão) e inferior (base). Esta comparação meramente posicional já forneceria uma estimativa bastante aproximada da fração de franja nas proximidades do centro do interferograma. Porém, como um dos objetivos deste trabalho é o de aumentar a exatidão dos processos de estimativa para além da resolução na amostragem discreta representada pelas intensidades em cada pixel, alguma técnica de ajuste senoidal deve ser realizada ao longo dos canais 1D selecionados na imagem. Considerando que o ponto central da face de

medição é o “locus” normalizado na definição da grandeza de comprimento para este tipo de padrão, algum critério de compromisso deve ser estabelecido entre a exploração dos pixels nos arredores das ROI (“Regions of Interest”). Estas se situam aproximadamente em torno do centro da face central e de dois pontos simétricos postos sobre os retângulos laterais da base, todos ao longo de uma reta, reforçando o peso da informação inversamente proporcional com as distâncias métricas a estes pontos de interesse. Para um número suficiente de períodos do interferograma se optou pela seleção de 3 canais 1D paralelos com 128 pixels de extensão cada.

Considerando estudos comparativos realizados recentemente (vide CANDÈS *et al.*, 2008, FORNASIER & RAUHUT, 2011 e BOYD *et al.*, 2011, entre outros) mostrando aproximações e reconstrução de sinais empregando diversas definições de espaços normatizados, se decidiu investigar as duas abordagens mais bem sucedidas. A abordagem baseada em mínimos quadrados, ou na “norma l_2 ” como a soma das diferenças quadráticas, e a família de abordagens recentemente muito explorada em trabalhos na área de “Compressed Sensing”, que se baseiam preponderantemente nas avaliações de “norma l_1 ”, considerada como a soma dos módulos das diferenças absolutas. Esta última representa uma alternativa de aproximação viável para alguns problemas intratáveis de tipo NP, que enfatizam esparsidade por “norma l_0 ”, a qual por definição enfatiza a computação da cardinalidade de projeções esparsas de sinais amostrados irregularmente.

Na figura 4.3 abaixo é projetado o perfil de uma Função-Objetivo (FO) baseada na norma l_1 , obtida por comparação ponto a ponto de uma senóide ideal de amplitude constante, sendo esta modelada em apenas dois parâmetros – frequência espacial e fase, contra um padrão interferométrico digitalizado. O valor ótimo do mínimo a ser aproximado apresenta uma vizinhança com variações muito mais abruptas do que se vê em aproximações baseadas normalmente em mínimos quadrados. A redução de velocidade que as tradicionais buscas por estimativas de gradiente apresentam quando estas se aproximam dos mínimos, para modelagens de FOs baseadas em norma l_2 , é um fenômeno conhecido. Algumas aproximações baseadas em definições de funções-objetivo por métodos de “Semi-Cone-Programming”, vide explicações em BOYD & VANDERBERGHE (2004), já se valem de algumas famílias de algoritmos que tomam por referência de minimização a norma l_1 de suas FO. Esta abordagem já está sendo considerada como o “método dos mínimos quadrados do século XXI”, dada a amplitude e eficiência de seu uso (vide as constantes atualizações de suas aplicações no blog especializado “Nuit Blanche”). A região convexa é visivelmente confinada a uma região muito menor que o espaço amostral, aqui representado na forma euclidiana, com o parâmetro de fase normalizada variando entre 0 e 1.

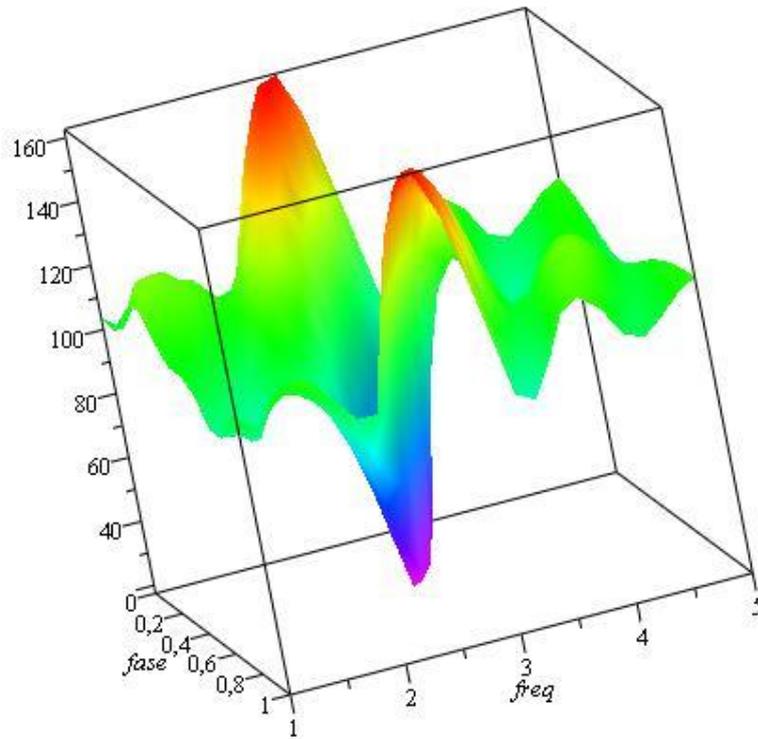


Figura 4.3 – Projeção hipotética de valores de norma l_1 representando o somatório das diferenças entre um padrão senoidal ideal - em função de seus parâmetros - e um padrão de intensidades medidas ao longo dos pixels de um canal 1D extraídos de um interferograma típico e com variação aproximadamente senoidal. Somente se levam em consideração os parâmetros de primeira ordem de frequência e fase da função. A amplitude é considerada como constante, e os índices de modulação com valor nulo, em ambos os padrões comparados.

Na figura 4.4 abaixo temos um exemplo gerado em uma janela do programa ORIGIN-PRO 8.5, cuja representação gráfica pode ser usada para uma inspeção numericamente visual e direta do ponto de mínimo global, com possibilidade de marcação manual do resultado. A resolução deste método de inspeção direta ainda não se mostra suficientemente adequada, não sendo competitiva em resolução quando comparada ao simples método de aproximação baseado em contagem de máximos das intensidades dos

pixels mencionado anteriormente, o qual já permitia fornecer uma resolução de aproximadamente 1 %.

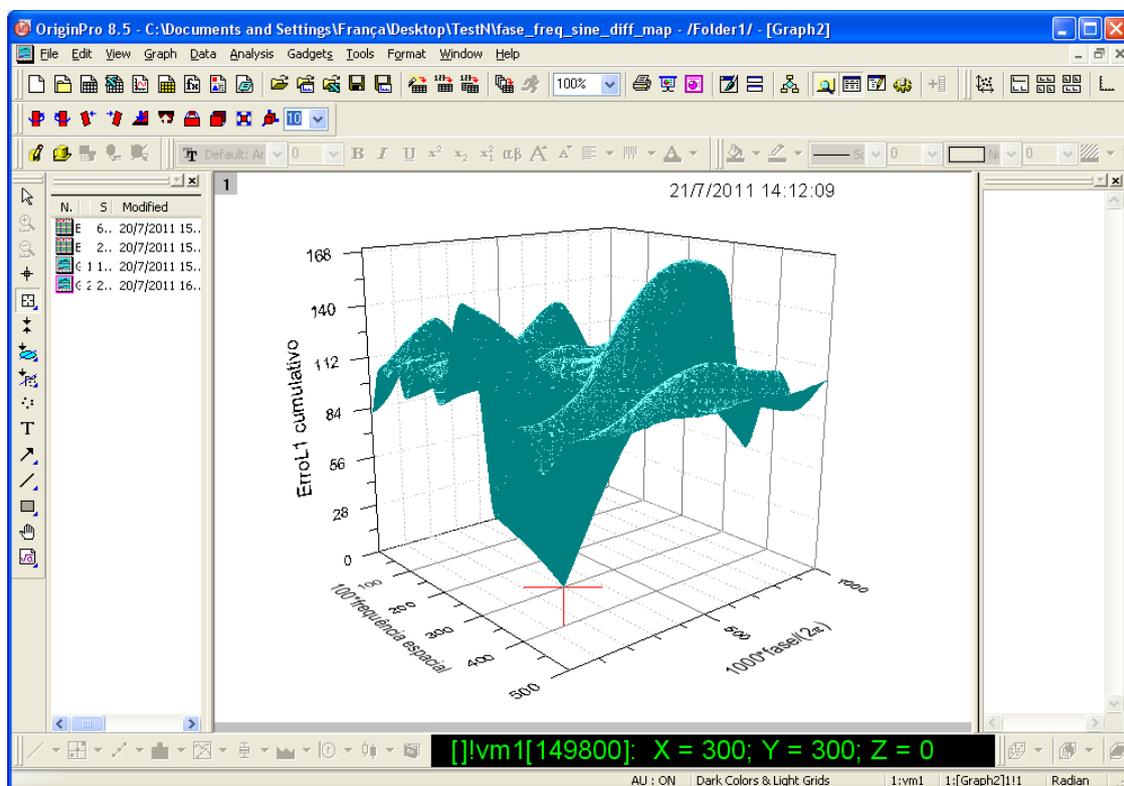


Figura 4.4 – Mapeamento, através de um programa de análise de gráficos, dos dados extraídos de uma FO típica, esta sendo representada como o somatório das diferenças absolutas, ou seja, baseada em “norma- l_1 ”, entre os valores de uma senóide amostrada ao longo de alguns pixels e intensidades correspondentes para uma senóide ideal no espaço de parâmetros. O valor do mínimo deve corresponder à identidade entre ambas as funções e à dupla de parâmetros $[f, \phi] = [3; 0,3]$, após as devidas normalizações.

4.1 Pré-definição de Restrições no Espaço Amostral e Pré-Condicionamento dos Dados

As etapas tanto de operações de pré-condicionamento dos dados como a de coleta de informação a partir destes, que permitam definir melhor as eventuais condições de restrição, são muitas vezes negligenciadas ou sem maior interesse teórico aparente. No entanto, na maior parte da literatura a tentativa de validar os algoritmos apresentados para condições genéricas de ruídos e de variação dos parâmetros de busca já seria contraditória com os princípios expostos nos teoremas NFL. Uma etapa de pré-processamento bem projetada de

acordo com o problema tem o potencial de aumentar a eficiência de várias modalidades de algoritmos em várias ordens de grandeza, o que já a faria digna de uma atenção especial.

4.1.1 Parâmetros do Interferograma

Como é característico da operação dos interferômetros, nestes há a possibilidade de controle dos ângulos relativos entre os planos de propagação de onda interferindo entre si. Tal controle é executado geralmente produzindo variações angulares sobre o ponto de apoio/fixação dos conjuntos blocos-base ou por um posicionamento similar do espelho de referência no segundo ramo de incidência ortogonal quanto ao divisor de feixe. Este tipo de manipulação não provoca mudança na fase relativa entre os canais paralelos 1D escolhidos na região viável dos interferogramas 2D, mas sim sobre o parâmetro visual de frequência espacial e inclinação relativa das franjas dos interferogramas.

A informação prévia quanto a este parâmetro de frequência espacial das franjas pode ser útil para a delimitação de funções e regiões de restrição dentro do espaço amostral. Preferencialmente, como um compromisso entre a resolução em fase por pixel e a possibilidade de amostragem redundante, o que pode aumentar a sensibilidade do método, podemos estabelecer preliminarmente este valor do parâmetro de frequência espacial como sendo aproximadamente constante ao longo de um canal 1D, para desvios de planeza superficial e de paralelismo das superfícies ópticas sendo suficientemente pequenos. Seu valor absoluto pode ser extraído de uma estimativa puramente visual dos padrões de franja (normalmente variando entre $\text{freq} = 2$ e $\text{freq} = 6$) ou computado de forma direta pelo método da contagem do número de máximos, mínimos ou nulos de intensidade ao longo do canal.

É desejável, portanto, algum conhecimento prévio quanto à variação do parâmetro de frequência para cada canal avaliado dos interferogramas, mesmo se esta varia para os vários canais da imagem 2D, caso no qual estas devem ser estimadas independentemente, mesmo que para fins de medição na grandeza de comprimento a determinação exata do parâmetro de fase seja o objetivo do método.

Considerando, então, os parâmetros de primeira ordem " f " e " ϕ " como os mais importantes para o cálculo de uma FO que descreva o problema de ajuste e minimização da função ondulatória de um padrão interferométrico unidimensional, e assumindo a conversão de variáveis do argumento das funções trigonométricas, temos a dedução dos parâmetros de variação conforme segue:

$$\begin{aligned}
a &= 2\pi \left[f \frac{x}{N} + \phi \right] \\
\Delta &= 2\pi \left[\Delta f \frac{x}{N} + \Delta \phi \right]
\end{aligned} \tag{4.1}$$

Onde “a” e “Δ” são os argumentos absolutos e relativos das funções senoidais espaciais ao longo da coordenada “x”, ao longo de “N” pixels de amostragem pré-definidos. Nota-se que a variação “Δ” neste caso é linearmente dependente dos parâmetros de variação “Δf” e “Δφ”.

Para o caso da FO ser considerada como uma função direta da avaliação por “norma-ℓ₁”, considerada esta como o somatório ponto a ponto das diferenças entre os valores reais e aproximados de uma função senoidal normalizada com amplitude unitária, neste caso, e para a intensidade de cada pixel considerada como uma amostra válida no canal unidimensional de amostra do padrão interferométrico, temos o seguinte desenvolvimento:

$$FO = \sum_{x=0}^N |sen(a + \Delta) - sen(a)| = \sum_{x=0}^N |sen(a) \cos(\Delta) + sen(\Delta) \cos(a) - sen(a)| \tag{4.2}$$

Ou, considerando a região viável para a busca de regiões que minimizem FO:

$$FO \cong \sum_{x=0}^N \left| sen(a) \left[1 - \frac{\Delta^2}{2} - 1 \right] + \Delta \cos(a) \right| = \sum_{x=0}^N |\Delta [\cos(a) - \Delta sen(a) / 2]| \tag{4.3}$$

$$\begin{aligned}
\min FO &\rightarrow \min \Delta \rightarrow \sum_{x=0}^N \left(\Delta f \frac{x}{N} \right) = - \sum_{x=0}^N (\Delta \phi) \rightarrow \\
\left(\frac{1}{N} \right) \Delta f \sum_{x=0}^N x &= -(N+1) \Delta \phi \rightarrow \left(\frac{1}{N} \right) \left(\frac{N(N+1)}{2} \right) \Delta f = -(N+1) \Delta \phi \rightarrow \\
\frac{\Delta f}{\Delta \phi} &= -2
\end{aligned} \tag{4.4}$$

Esta condição para uma região de minimização corresponde a uma reta passando pelo ponto de mínimo global, sobre a qual se acomodam os eixos maiores das regiões aproximadamente elípticas (curvas de nível) de FO constante. Esta análise preliminar, que considera a aproximação da diferença entre as funções trigonométricas, é válida apenas em uma região convexa do espaço de parâmetros, a saber, nas vizinhanças e compreendendo o ponto de mínimo global de FO, conforme a Figura 4.5 abaixo.

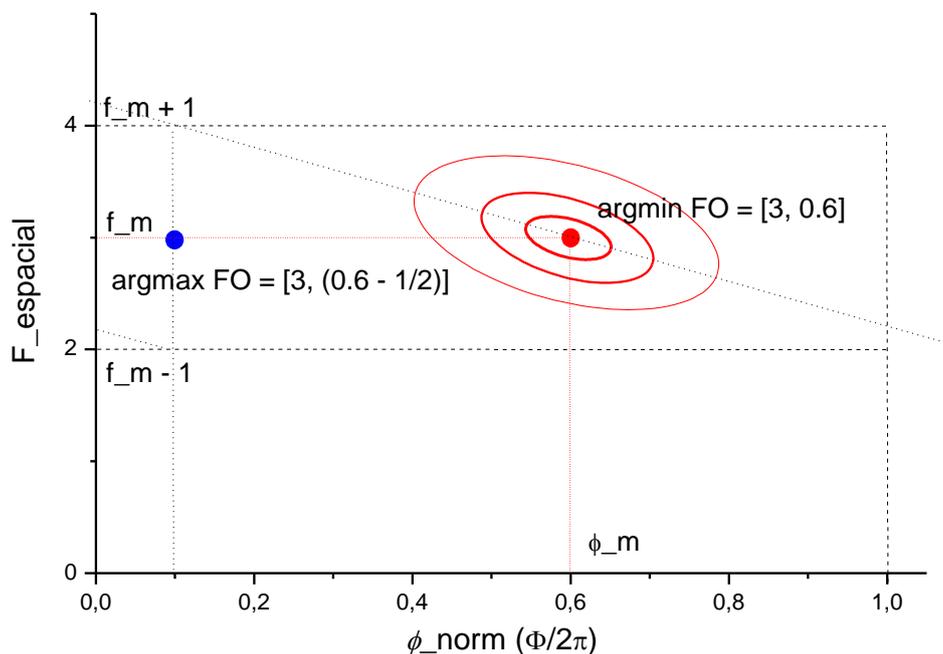


Figura 4.5 – Exemplo de projeção de curvas de nível de uma Função-Objetivo “FO”, com mínimo global no ponto $[f_m, \phi_m] = [3, 0.6]$ do espaço de parâmetros e um máximo global na posição antipodal do mínimo global quanto ao parâmetro cíclico de fase normalizada. Este padrão se repete periodicamente ao longo do eixo horizontal em períodos de intervalo $\phi_{norm} = 1$.

Deve-se notar por inspeção direta da figura 4.5 que a natureza cíclica do parâmetro “ ϕ ”, o qual varia de forma idêntica em torno do mínimo de FO e dentro do intervalo $[\phi_m - 0.5, \phi_m + 0.5]$, faz com que surjam repetições periódicas de valores ao longo de uma reta de frequência constante. Isto indica na prática que a reta de minimização mencionada nunca ultrapassará as fronteiras definidas pelas duas retas de “ f ” constante em que $f_{min} = f_m - 1$ e $f_{max} = f_m + 1$. A representação gráfica de um exemplo numérico, modelado em MAPLE segundo a equação subsequente, pode ser observada na figura 4.6, a qual corresponde ao mapeamento no espaço do par de parâmetros $[freq, fase]$ da equação 4-5 abaixo. O valor constante de 128 corresponde ao número máximo de pontos de amostragens de intensidade para a extensão pré-definida dos canais unidimensionais:

$$errol1(freq, fase) = \sum_{x=1}^{128} \left\{ \left| \sin \left[2\pi \left(\frac{2.7704}{128} x + 0.4820 \right) \right] - \sin \left[2\pi \left(\frac{freq}{128} x + fase \right) \right] \right| \right\} \quad (4.5)$$

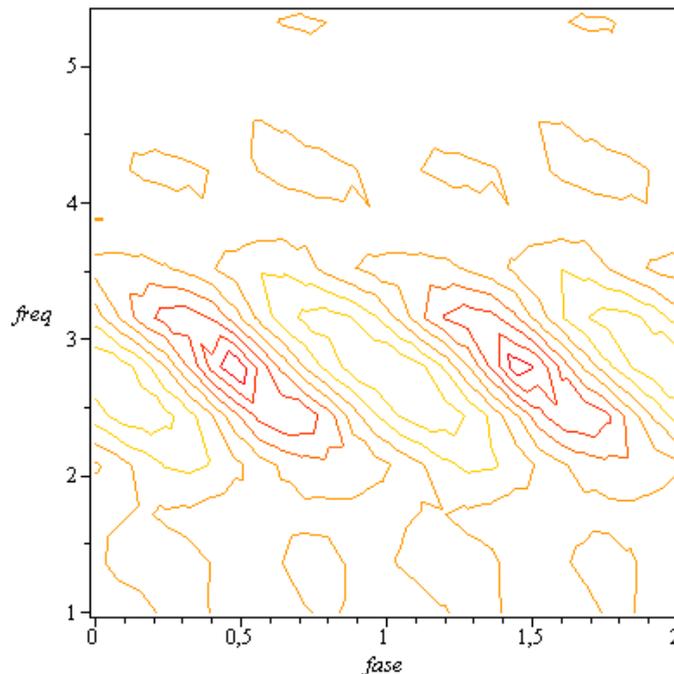


Figura 4.6 – Mapeamento em baixa resolução numérica das curvas de nível de uma FO real, cujo primeiro mínimo global se localiza nos parâmetros $freq = 2,7704$ e $fase = 0,4820$ (fase normalizada). Um segundo mínimo é visível quando se desloca o parâmetro de fase de um valor constante unitário. Notar que os pontos de máximo se localizam a meio caminho entre cada dois mínimos ao longo de uma direção horizontal dada.

As retas horizontais tracejadas mostradas na figura 4-5, correspondentes aos limites superiores e inferiores de frequência espacial admitidos para um interferograma, podem ser consideradas como representando barreiras rígidas ou flexíveis para o estabelecimento de condições de penalidade na exploração dos pontos do espaço amostral. Neste modelo estas condições de fronteira são utilizadas como ferramentas potencialmente úteis na minimização da complexidade computacional, através principalmente da limitação prévia quanto à viabilidade da região de busca e da quantidade de pontos a explorar do espaço amostral. Esta limitação permite que vários algoritmos de busca do mínimo global da FO desejada possam ser usados com eficiência maximizada.

Tal limitação só pode ser implementada, porém, se pudermos estabelecer uma estimativa inicial razoável da frequência fundamental do padrão interferométrico que minimize FO, pois longe do ponto no espaço amostral correspondente ao valor mínimo de FO a aproximação trigonométrica utilizada não será mais válida.

Tal análise é válida para o caso de se desejar apenas a estimativa da fase no pixel central da imagem, correspondendo ao centro do canal da face superior bloco-padrão e dos canais de base. Usamos, anteriormente, o critério de que a informação de fase é válida para

a definição de comprimento ao longo de um caminho óptico paralelo com o comprimento de um bloco-padrão somente na vizinhança deste ponto. Portanto, podemos enfatizar o peso das avaliações da FO em torno deste mesmo ponto (caso especial: ponderação por uma função “triangular”), ou seja, ao multiplicarmos a função descrita dentro dos colchetes que delimitam a “norma ℓ_1 ” para cada pixel por qualquer função que enfatize o peso das diferenças quanto à proximidade ao ponto central. Uma análise que incorpore estas funções de ponderação deve produzir resultados similares, se chegando às mesmas conclusões quanto aos limites adequados no espaço de buscas.

4.1.1.1 Alocação de Parâmetros em Espaços Cilíndrico-Simétricos (fase x frequência)

O uso de pré-condicionamento dos dados em uma etapa prévia à execução dos operadores de busca é uma das formas de reduzir ruídos aleatórios e/ou sistemáticos associados com os valores de intensidade amostrados. Estes ruídos podem potencialmente modificar o valor de convergência final dos algoritmos de estimativa de fase. No domínio das variáveis de tipo “espaço” (linear ou superficial), considerando que se pretende produzir uma seleção ponderada sobre as intensidades, não são necessárias maiores considerações quanto à modelagem cíclica, porém, quando se leva em conta a evolução dos parâmetros no domínio da frequência, bem como seus sorteios iniciais e mutações ao longo da etapa não-determinística, podemos usar formas de distribuição estocástica que levem em conta estas topologias.

O parâmetro de fase da função trigonométrica aproximativa ao padrão interferométrico é um dos argumentos variacionais da função de aptidão - no nosso caso o próprio objetivo da otimização na modelagem usada. Este parâmetro apresenta variação cíclica no espaço amostral, diferentemente da própria frequência espacial e de eventuais parâmetros adicionais de modulações de amplitude e frequência espacial. Uma projeção das curvas de nível da função de aptidão no plano cartesiano também apresentará mínimos periódicos cíclicos idênticos como visto nas figuras anteriormente apresentadas. Uma modelagem da norma ℓ_1 que preveja esta distribuição ou que a considere como uma projeção neste espaço “cilíndrico” será relevante para a redução de etapas e melhor definição das condições de restrição, sabidamente uma precondição útil em várias técnicas de otimização global.

A “clusterização” de pontos neste tipo de espaço amostral só pode ser considerada como uma operação viável quando a distância em fase entre os extremos do cluster seja menor que π , ou menor que $\frac{1}{2}$, para o caso de fases normalizadas. Efetuar uma operação de deslocamento constante em fase em todo o agregado de pontos do cluster, forçando a que um dos extremos coincida com o ponto de origem do sistema coordenado, facilita

potencialmente uma série de cálculos, operações estatísticas e estimativas sobre as distâncias máximas, mínimas e mútuas dos vetores do espaço de parâmetros. Tal deslocamento é especialmente útil na operação de recombinação aritmética ou heurística do valor dos parâmetros de pares ou grupos de pontos. Ao fim de uma estimativa realizada da métrica de dispersão dos elementos deslocados deve-se executar um deslocamento em sentido reverso sobre o valor de média pelo valor constante utilizado no pré-condicionamento, para não causar distorções na informação final da média. A obtenção de valores adequados correspondentes à média de todo o agregado de pontos no espaço amostral dependerá especialmente deste condicionamento conveniente dos valores angulares, sendo esta estimativa final do valor de fase o objetivo real da minimização, e seu desvio-padrão representando tanto o critério de parada ou de qualidade da solução como o da incerteza associada ao método.

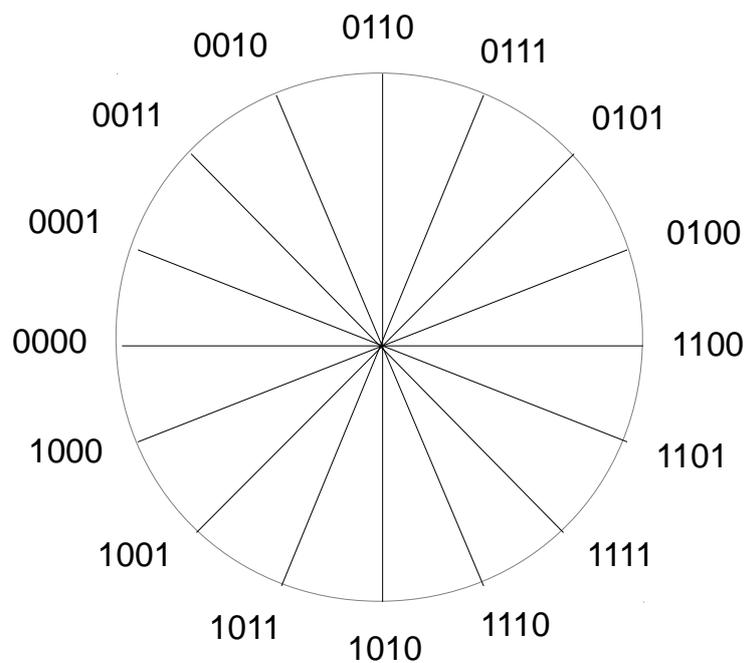


Figura 4.7 – Distribuição em código Gray para representação de 16 posições angulares identicamente espaçadas num espaço cíclico-cilíndrico.

Uma forma de se minimizar distorções estatísticas causadas pela ciclicidade nas estimativas do parâmetro de fase é modificar sua representação numérica. Se as diferenças angulares entre os elementos extremos dos agregados forem de extensão angular menor que um quadrante dentro de um espaço cíclico, seus valores absolutos podem ser descritos em forma quantizada através do uso do código Gray em vez do uso do código binário

padrão (vide Figura 4.7 acima). Uma das características métricas desta forma especial de codificação numérica é que entre dois números seqüenciais a variação do código entre elementos de quantização vizinhos se dá em apenas um único bit da palavra, configurando uma forma de variação local de entropia mínima. Adicionalmente, esta vantagem característica se conserva mesmo se considerarmos a diferença entre o último número e o primeiro em qualquer ordem de quantização, mostrando que seu caráter é intrinsecamente cíclico e simetricamente independente da representação.

Com o fim de se produzir uma modelagem topológica do espaço de parâmetros mais adequada, podemos “meta-parametrizar” os parâmetros de frequência e fase, se for conveniente o estabelecimento de métricas de avaliação confiáveis quanto à evolução do algoritmo evolucionário, bem como usá-las para a definição mais exata de alguns indicadores de desempenho como os de diversidade genética, epistasia, etc. Na figura abaixo vemos duas alternativas baseadas em coordenadas cilíndricas em um modelamento do espaço parametrizável por uma superfície cilíndrica ou cônica em que a frequência é análoga ao raio “r” das figuras no espaço).

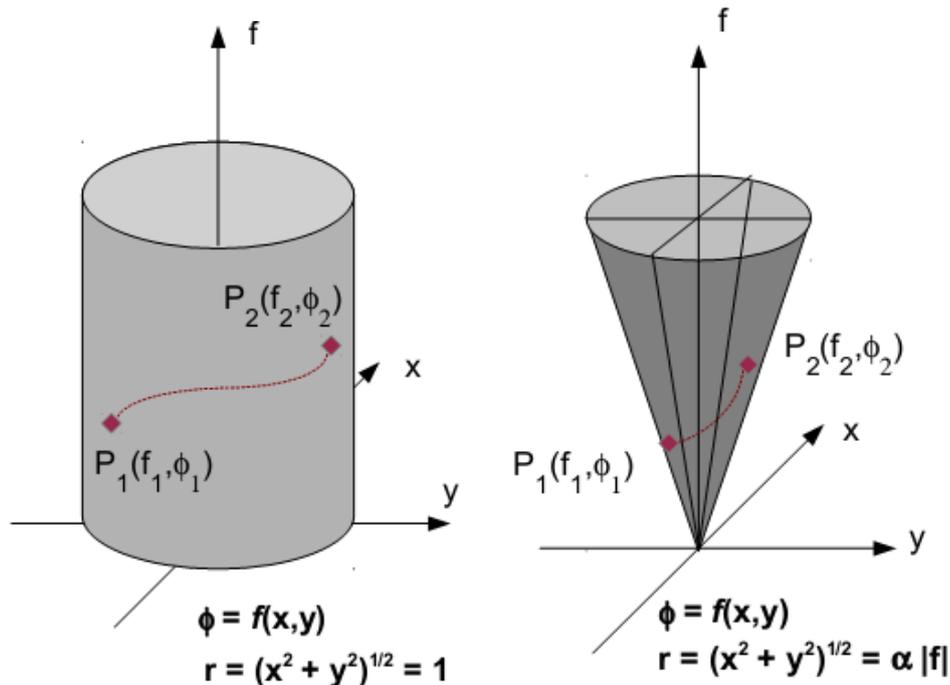


Figura 4.8 - Esquemas representando dois espaços cíclicos parametrizados (bidimensionais) em que a fase “ ϕ ” é idêntica à coordenada $\phi(x,y)$ e a frequência é análoga à coordenada vertical na figura à esquerda ou proporcional ao raio “r” na figura ao lado. Nesta modelagem só são permitidos que se assumam valores positivos de “f”.

Baseados em princípios de cohomologia circular (De SILVA *et al.*, 2011) e de alisamento harmônico, tais formas de interpretação de dados em coordenadas circulares podem ser utilizadas para se obter uma maior fidelidade nas aproximações de parâmetros de topologias mistas, como é o caso da descrição dos parâmetros de frequência e fase para o problema de aproximação de interferogramas pretendido nesta tese. Descrições de distribuições estatísticas mais simples e apropriadas, provindas de uma abordagem denominada de “Estatística Direcional” (vide GAILE & BURT, 1980, FISHER *et al.*, 1987 e MARDIA & JUPP, 2000), podem ser aplicadas para se estimar distribuições de probabilidade mais adequadas ao problema, como a adaptação de formas “desdobradas” sobre as PDFs “lineares”, ou o uso de formas especificamente cíclicas, como a distribuição de Von Mises (vide Apêndice 3), para quaisquer variáveis aleatórias cujas distribuições se expressem em espaços cíclicos. Tal interpretação também permite um melhor tratamento de combinações numéricas cuja expressão dos operadores de otimização para estes tipos de variáveis seja menos enviesada.

Outra possibilidade de se reduzir distorções durante a execução dos algoritmos de busca de mínimos globais é através da decomposição direta do parâmetro de fase em duas componentes ortogonais x_ϕ e y_ϕ . Os operadores estocásticos e determinísticos se aplicam, então, sobre estas componentes ortogonais de forma independente. Posteriormente o novo parâmetro de fase pode ser reconstruído a partir das componentes ortogonais modificadas.

Para o caso da obtenção de valores aleatórios usados no operador de mutação de um parâmetro individual pode-se partir, por exemplo, de uma distribuição de tipo “Cauchy-Lorentz”. Esta “pdf” se emprega em certos tipos de heurísticas (caso dos algoritmos de “*Fast Simmulated Annealling*”) como substituição às formas gaussianas de amostragem mais localizadas, e com o fim de tanto incrementar o índice de “*Exploration*” do algoritmo como de permitir um melhor escape de eventuais mínimos locais nas etapas iniciais da busca. Desta distribuição temos a seguinte modelagem da função de densidade de probabilidade para uma coordenada euclidiana “ x ”, com média “ x_0 ” e fator de escala (em substituição à variância) γ^2 :

$$f(x; x_0, \gamma) = \frac{1}{\pi\gamma \left[1 + \left(\frac{x - x_0}{\gamma} \right)^2 \right]} = \frac{1}{\pi} \frac{\gamma}{\left[(x - x_0)^2 + \gamma^2 \right]} \quad (4.6)$$

Para um par de coordenadas euclidianas (x, y) linearmente dependentes temos a forma de distribuição bivariada abaixo:

$$f(x, y; x_0, y_0, \gamma) = \frac{1}{\pi} \left[\frac{\gamma}{\left((x-x_0)^2 + (y-y_0)^2 + \gamma^2 \right)^{1.5}} \right] \quad (4.7)$$

No caso de modelamento cíclico citado para o parâmetro de fase temos a possibilidade de usar ainda a seguinte expressão para a distribuição de Cauchy “circular”, considerando o parâmetro $\theta = [y \bmod(2\pi)]$:

$$\begin{aligned} f(\theta; \mu, \gamma) &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} \left[\frac{1}{\pi} \frac{\gamma}{\left[(\theta - \mu + 2\pi n)^2 + \gamma^2 \right]} \right] = \left(\frac{1}{2\pi} \right) \sum_{n=-\infty}^{\infty} e^{in(\theta - \mu) - |n|\gamma} \\ &= \left(\frac{1}{2\pi} \right) \frac{\sinh \gamma}{\cosh \gamma - \cos(\theta - \mu)} = \left(\frac{1}{2\pi} \right) \frac{\tanh \gamma}{1 - \frac{\cos(\theta - \mu)}{\cosh \gamma}} \end{aligned} \quad (4.8)$$

Como se vê da expressão acima o uso desta distribuição para a geração de mutações aleatórias tem a desvantagem de apresentar um custo computacional bastante alto, quando em comparação com o uso de distribuições lineares mais simples. O uso de distribuições retangulares combinadas com testes numéricos adequados para compensar eventuais violações de condições de fronteiras numéricas ainda pode ser uma opção válida. Maiores estudos, porém, devem ser desenvolvidos no que se refere às condições de convergência, levando em conta o efeito de operadores lineares sobre os parâmetros cíclicos.

4.1.2 Estimativa Rápida e Aproximada do Parâmetro “frequência” - Contagem de Picos -- Fronteiras em Regiões de Restrição e Funções de Penalidade

Como sugerido anteriormente pode-se partir de uma primeira aproximação do valor inteiro da frequência fundamental, se aproveitando de uma etapa serializada de alisamento gaussiano discreto, conforme será detalhada no item seguinte, para se determinar por mera inspeção ou contagem os pontos de máxima ou mínima intensidade (picos) do interferograma. O valor da frequência espacial do padrão quase-senoidal sabidamente nunca será maior que $\text{freq_contagem} + 1$ ou menor que $\text{freq_contagem} - 1$, para uma frequência espacial aproximadamente constante.

A definição de funções de penalidade por barreiras log-normais ou de zonas-mortas-lineares, ao não se empregar barreiras mais severas de “penalidade de exclusão” com eliminação dos elementos que as ultrapassarem, permite então a exploração do espaço de parâmetros de forma parcial e controlada além destes limites. Esta possibilidade de cruzar

os limites das condições de restrição evita a produção de grandes assimetrias na pressão de seleção, devido a uma maior proximidade eventual do valor do parâmetro de frequência no mínimo global para com uma das fronteiras pré-definidas.

4.1.3 Pré-filtragem do Sinal (Convolução Gaussiana)

A presença de ruídos e artefatos ópticos nas imagens dos interferogramas pode tornar as rotinas numéricas em alguns casos ineficientes em tempo de execução e/ou na exatidão de seus resultados, e uma preparação do sinal, mesmo considerando os custos computacionais pode ser uma prática conveniente.

A convolução gaussiana discreta é uma boa aproximação a uma operação de filtragem por janela gaussiana no domínio da frequência, a qual além de conservar inalterada a informação do parâmetro de fase ainda elimina boa parte dos artefatos e ruídos de alta frequência associados ao sistema, simultaneamente com a redução das perturbações de baixa frequência associadas aos efeitos de forma das superfícies analisadas.

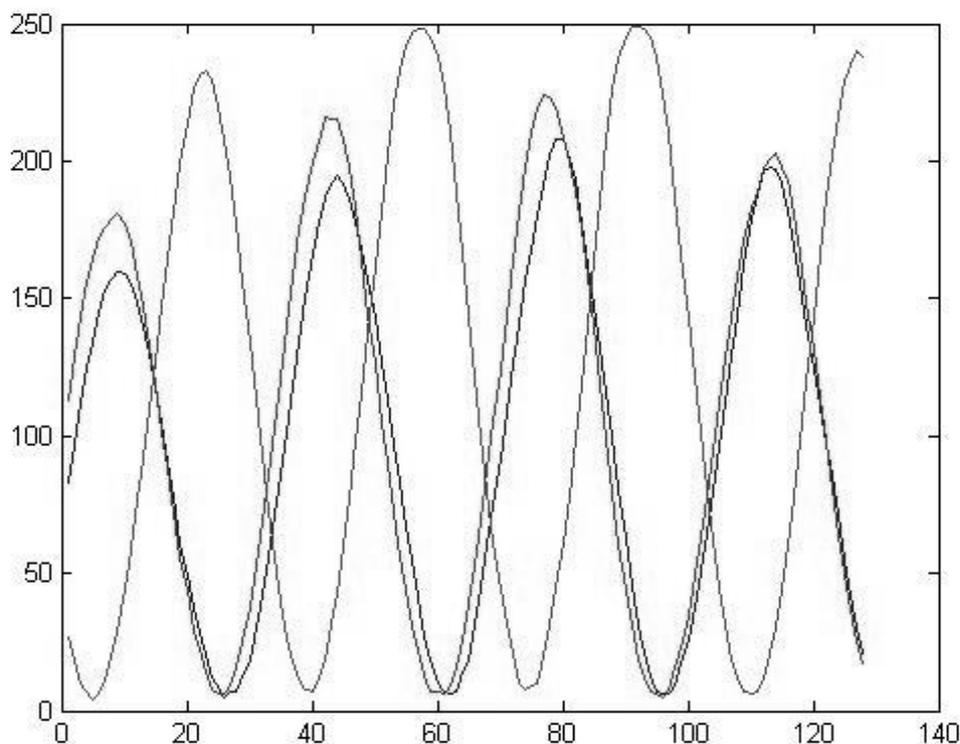


Figura 4.9 – Exemplo da forma de sinais periódicos em três canais 1D paralelos, extraídos de um interferograma real, após estes serem submetidos a uma passagem da rotina de alisamento gaussiano discreto com janela móvel de nove pontos.

Na figura 4.9 temos um exemplo do resultado desta operação realizada sobre os dados de três canais 1D escolhidos a partir de um interferograma 2D real. Descontando efeitos inerentes à discretização dos pixels temos que após a convolução realizada inexistem a presença de descontinuidades e de grandes desvios da frequência fundamental. Diferenças de intensidade de um canal para outro, bem como ao longo de cada canal, são função de não-homogeneidades na iluminação de toda a área. Considerando que os dados de fase devem ser extraídos de cada canal independentemente e que a ponderação reduz a ponderação dos pontos mais distantes do ponto central do canal estas variações de amplitude são razoavelmente desprezíveis quanto à aproximação em si. Na figura 4.10 é confrontado o efeito hipotético de um ruído em “impulso” adicionado ao sinal para com este após passar pela operação de convolução gaussiana.

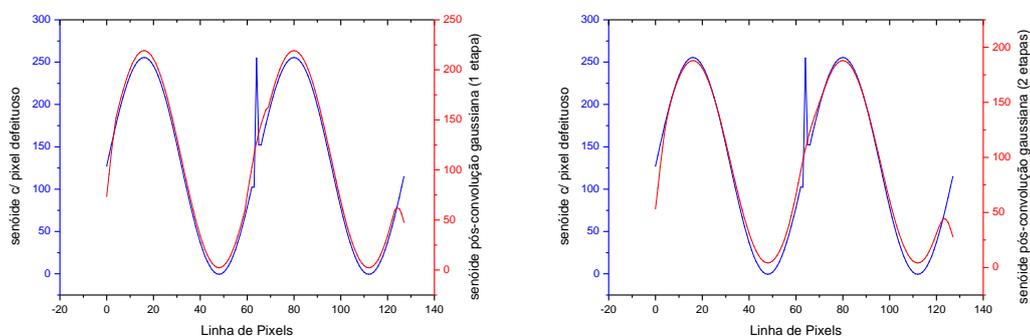


Figura 4.10 - Efeito idealizado de uma operação de convolução gaussiana discreta (janela com 9 amostras – centro + 4 pontos de distância) realizado sobre uma senóide ideal (com 255 níveis de discretização de intensidade e 128 passos discretos cobrindo um intervalo de dois períodos) contendo uma perturbação forte na intensidade do pixel central do canal analisado. Pode ser efetuada uma passagem simples (figura à esquerda) ou dupla (figura à direita) da janela de convolução sobre os dados não tratados, com resultados similares.

Um pixel “defeituoso” no ponto central nos dados da figura 4.10 (localizado na coordenada $x = 64$) é inserido com o fim de indicar qualquer artefato genérico de imagem sobreposto ao padrão interferométrico ideal mostrado na figura, podendo este representar um “burned pixel” na própria câmera de captura digital de imagens ou mesmo a presença de contaminantes na óptica do sistema. Um exemplo prático é o do próprio retículo de centralização impresso na lente da ocular do interferômetro Jena-Zeiss, o qual deveria ser representado como um pixel de intensidade nula, aqui representado como um dos máximos de intensidade devido à inversão de valores numéricos. Existem vantagens operacionais em se considerar de forma inversa os mínimos de intensidade das franjas interferométricas, ou regiões de interferência óptica destrutiva, colocando estes mínimos como valores de

referência de alto valor a serem otimizados. Uma delas é evitar eventuais distorções causadas por efeitos de saturação sobre o padrão senoidal dos interferogramas nas regiões aonde se coloque uma maior peso no cálculo das FO dos algoritmos de estimativa de fase.

Artefatos numéricos de borda claramente visíveis nas figuras acima podem ser interpretados pelo algoritmo como distorções no padrão senoidal e são resultantes da ausência de simetria nos valores a serem utilizados pela janela gaussiana perto das fronteiras da imagem. Ignorar estas regiões na análise global ajuda a evitar o aparecimento de potenciais pontos de falso máximo, conforme vistos na extrema direita das curvas acima.

Outra técnica útil, conforme citada anteriormente, é a de multiplicarmos o argumento de $\|\cdot\|_1$ por uma janela de ponderação. Dado que a natureza da definição normalizada da grandeza de comprimento do bloco-padrão é efetiva somente entre os centros geométricos de suas faces opostas de medição, a difusão da contribuição da informação de fase no ponto central deve fazer a ponderação decair com a distância dos pixels ao centro do canal. Portanto, uma janela de ponderação triangular enfatizando a contribuição das diferenças próximas ao pixel central na avaliação da função objetivo teria utilidade dupla, como reforço da informação dos valores centrais e de tornar irrelevantes os efeitos de borda.

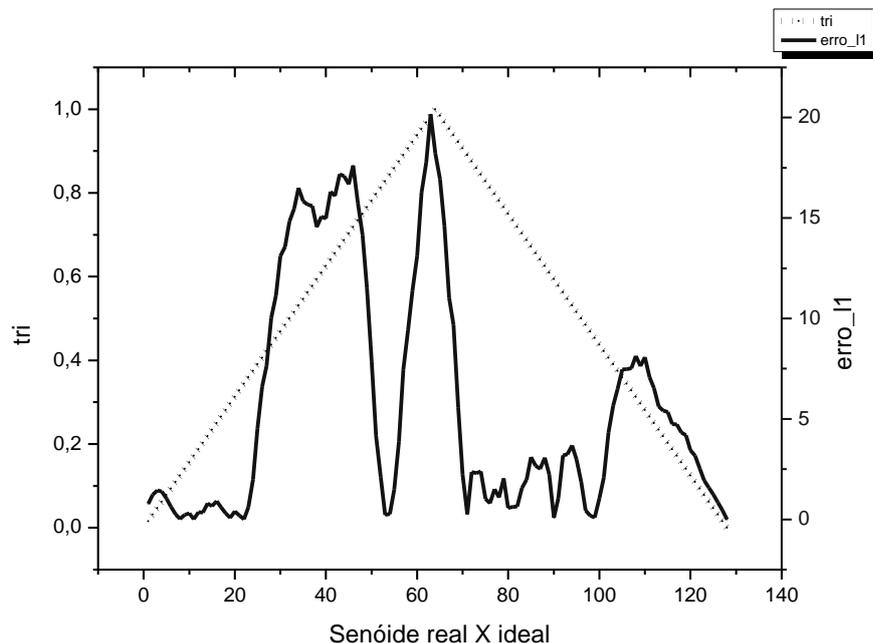


Figura 4.11 - Exemplo de uma função de aptidão em função da posição de cada pixel, sendo seu valor diretamente proporcional ao valor de “erro_l1” – calculado como o somatório modular das diferenças ou “norma ℓ_1 ”). Avaliação conforme uma função de ponderação, aqui denominada “tri”, e cujo operador diferencia sua ponderação segundo uma função triangular, enfatizando as diferenças na vizinhança sobre os pixels mais próximos ao pixel médio do canal.

A aproximação acima foi realizada sobre valores pré-suavizados pela convolução gaussiana discreta das intensidades obtidas ao longo de uma linha de pixels da imagem gerada. Abaixo, na figura 4.12, vemos o ajuste de uma senóide ideal sobre as intensidades ao longo de um canal de um interferograma, denominado de “Canal 3”, com a inclusão prévia de um alisamento gaussiano discreto de 9 pontos com compensação de efeitos de borda. Suas diferenças são ponderadas segundo uma função “tri” com pico no pixel central, similar à apresentada na figura 4.11.

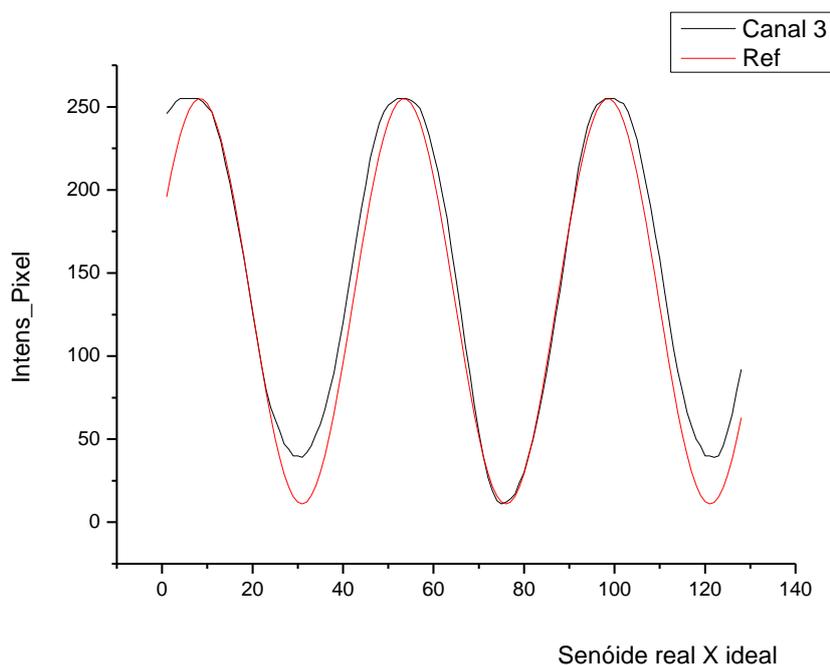


Figura 4.12 - Exemplo de aproximação de uma senóide ideal e evoluída a partir de apenas dois parâmetros básicos – frequência e fase – sobre a variação de intensidade de um dos canais de base (3º canal – face direita da base):

4.1.4 Amostragem Comprimada de Poucos Pontos (Pixels) para Função-Objetivo e Condições de Quase-Convexidade

Normalmente se amostram nos interferogramas um número de pontos muito maior que os períodos de suas frequências espaciais ao longo de uma linha de pixels. A banda válida do espectro deste sinal costuma ser restrita à frequência fundamental, com uma possível inclusão de valores mais próximos ao valor de frequência zero para considerar variações nos efeitos de forma superficiais e distorções de frente de onda. Suas demais componentes normalmente são associadas a ruídos indesejáveis na avaliação dimensional. Portanto, a quantidade de avaliações do erro cumulativo e comparativo a cada ponto da

função aproximada à FO pode ser reduzida por mais que uma ordem de grandeza, dado um grande número de pixels por canal, mesmo que nos atenhamos estritamente ao critério de Nyquist. Trabalhos recentes em CS, no entanto, mostraram inequivocamente que este limite ainda pode ser ultrapassado e experimentos mostram que se adotarmos uma amostragem de posicionamento aleatório, cujo operador seja aplicado sobre uma base de máxima incoerência, se pode reduzir a quantidade das avaliações por um fator adicional de 2 a 3 vezes.

A tomada de avaliações de viabilidade, conforme as definições das condições KKT (“Karush-Kuhn-Tucker”) de convexidade, expostas em BOYD & VANDERBERGHE (2004) e em NOCEDAL & WRIGHT (2006), implicam na inclusão de etapas de teste ao longo de todas ou parte das iterações do algoritmo de busca. Porém, seu peso no custo computacional geral costuma ser proporcional à frequência da aplicação destes testes.

Neste trabalho se optou por maximizar a adequação às condições de convexidade através do uso da informação gerada ao longo da etapa de pré-processamento na definição das regiões de restrição e na escolha de um limite inferior quanto ao número de pontos de amostragem válidos. Este número de avaliação dos dados de intensidade e da função a ser aproximada, com os módulos de suas diferenças somados na função de “erro ℓ_1 ”, corresponde ao dobro do período mínimo entre os máximos de franjas, se desejarmos nos restringir ao limite de Nyquist, ou até de metade deste número para se testar a viabilidade de interpretações similares à “CS”.

Sorteios aleatórios com modificação dos pontos de amostragem e avaliação em diferentes execuções permitem estimar a robustez e as incertezas do método. Se tais sorteios forem feitos a cada iteração o método será ainda mais análogo aos vários métodos de minimização normalmente usados para a reconstrução de sinais na área de CS.

4.2 Equilíbrio entre Exploração (“*Exploration*”) e Aprofundamento (“*Exploitation*”)

Em algoritmos fortemente hibridizados como os de tipo memético, ou mesmo em algumas outras versões alternativas de algoritmos clássicos de EAs como o “FEP” mostrado no capítulo anterior, se faz presente a necessidade de uma heurística que pretenda evitar tanto situações de travamento da busca nas operações de “aprofundamento”, como efeitos disruptivos oriundos de excessivas ou anacrônicas etapas de “exploração”. É possível a definição de índices para o grau de “Exploração” e de “Aproveitamento” em cada etapa que permitam transições adaptativas entre os métodos por sua análise comparativa.

4.2.1 Técnica de “Annealing” em Operadores de Mutação + Recombinação “Heurística” (“Exploration”)

O uso de técnicas de “Recozimento Simulado” (“*Simulated Annealing*”), que se baseiam na redução progressiva de um parâmetro de variação aleatória quanto ao deslocamento dos elementos em busca sobre as hiper-superfícies das FOs, tem forma análoga à redução controlada de temperatura normalmente empregada para o relaxamento da malha cristalina em processos de metalurgia. Esta forma de modulação da busca permite o escape de mínimos locais de forma mais concentrada nas primeiras iterações.

Esta atribuição de uma variável de “temperatura” ao processo de mutação corresponde a uma componente de aleatoriedade decrescente na busca no espaço de parâmetros, e é baseada em distribuições de energia livre de Gibbs, conforme abaixo:

$$T(i) = T_0 e^{\left(\frac{-i}{k}\right)} \quad (4.9)$$

Onde “ k ” é uma constante e “ i ” representa a evolução temporal ou iteração do algoritmo. Esta variável auxiliar é utilizada na definição da probabilidade de mutação definida segundo segue:

$$P(i)_s = \frac{e^{\left[\frac{NFv(i)_s}{T(i)}\right]}}{\sum_s e^{\left[\frac{NFv(i)_s}{T(i)}\right]}} \quad (4.10)$$

Algumas versões da etapa de “mutação” presente nos algoritmos evolucionários apresentam fortes analogias com este método, projetado para passar gradualmente de uma ênfase maior na “exploração” do espaço amostral e gradativamente deixar que a busca se aprofunde a partir de uma potencial proximidade do mínimo global. Seria desejável o ajuste de tais parâmetros de forma automatizada, de forma similar como acontece no caso da família de algoritmos denominada de “Estratégias Evolutivas” (FOGEL, 2006). Porém, não existem ainda fundamentações teóricas muito claras para a definição dos critérios de co-evolução. Uma aproximação simplificadora com reduzido custo computacional é a de fazer a extensão do fator de escala (ou da variância) da função de distribuição ser reduzida linear- ou polinomialmente com o número de iterações.

Como o uso do operador de mutação aplicado ao parâmetro de fase deve levar em conta a característica cíclica deste parâmetro, uma opção é a de se adotar uma distribuição de tipo Cauchy-cilindrica, como descrita na equação 4-8, no início das iterações para melhor exploração de todas as fases do espaço amostral, sendo a partir de algum momento

substituída por com uma distribuição de cauda curta e variância decrescente. A implementação da segunda forma a partir de uma geração simples de números aleatórios de distribuição retangular homogênea deve concentrar os valores cada vez mais. A figura 4.13 abaixo mostra uma implementação possível de uma distribuição limitada.

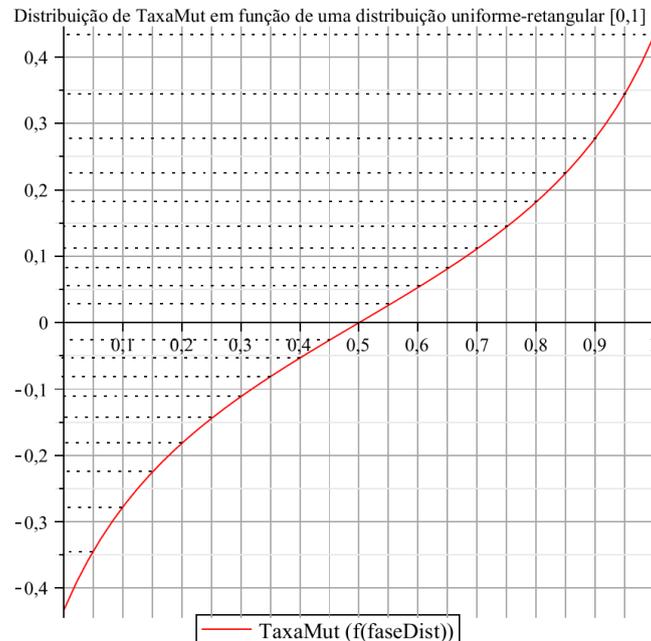


Figura 4.13 - Exemplo de concentração de valores da taxa de mutação a partir de uma distribuição retangular homogênea. Os limites no eixo vertical devem se reduzir progressivamente com n_iter .

Métodos de recombinação heurística, aplicados previamente à etapa de mutação descrita, têm como uma das suas principais características a de evitar a ruptura causada por quebra de esquemas normalmente presente em métodos de recombinação baseados em pontos discretos, geralmente utilizados em conjunto com codificação binária dos genótipos dos cromossomos. A versão aritmética mais simples de recombinação com base em valores reais dos parâmetros tem a desvantagem de limitar os valores dos parâmetros dos descendentes dentro de posições intermediárias dos pais na FO. Um método alternativo permite que pelo menos um dos descendentes siga o caminho de gradiente aparente da FO, se valendo de uma computação prévia das FOs dos pais já executada na iteração anterior (vide figura 4.14 a seguir). Os valores de posicionamento dos parâmetros são computados individualmente da seguinte forma híbrida aritmético-heurística:

$$\text{Se } H = \frac{FO(x_{II})}{FO(x_I) + FO(x_{II})},$$

Então:

$$x_{III} = x_I H + x_{II} (1-H) \quad (4.11)$$

$$x_{IV} = x_{II} + (x_{II} - x_I) H \quad (4.12)$$

Onde H pode ser substituído por alguma variável decrescente com o número de iterações, x_I e x_{II} são as posições dos genitores, considerando maior para menor valor das FO, respectivamente, com as suas respectivas FOs, e x_{III} e x_{IV} são as posições computadas para os descendentes no espaço de parâmetros. Quando o genitor de melhor desempenho já se encontra praticamente nas vizinhanças do mínimo global, ambos os descendentes se aproximam a este ponto. Um operador de seleção apropriado a esta abordagem, com reposição direta dos genitores, faz com que cada descendente acaba sendo fruto de um aperfeiçoamento individual, minimizando interações que possam levar à clusterização.

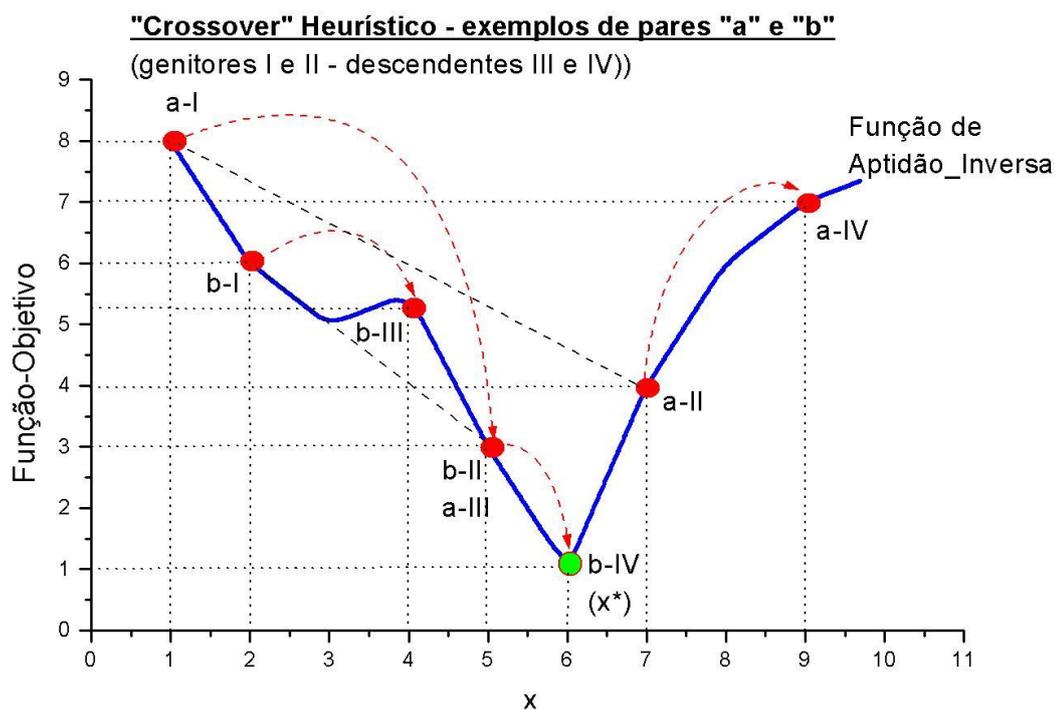


Figura 4.14 - Exemplo da etapa de recombinação ("crossover") heurística para dois pares de vetores - "a" e "b" - com descendentes (III e IV) a uma distância do genitor de melhor FO de aproximadamente 1/3 quanto à distância mútua entre ambos os genitores (I e II) de cada par: O emprego de tal modalidade, diferentemente da recombinação aritmética simples, permite simultaneamente o aprofundamento e o escape de mínimos locais

4.2.2 Uso de Modelo “Steady-State” com Elitismo (“Exploitation”)

Manter a população limitada em número com substituição dos vetores de pior rendimento pelos melhor avaliados, evoluindo os filhos diretamente de pais já presentes e sem sorteios adicionais, assim como a preservação dos melhores casos dentre iterações, é uma estratégia adequada quando boa parte da população, ou ao menos um subconjunto de seus elementos mais aptos (“elite”), já se encontre próxima ao ponto de mínimo global, caracterizando uma etapa de aprofundamento ou “Exploitation”, na definição dada no capítulo anterior. Por uma questão de simplicidade de cálculo e implementação, bem como de redução na quantidade global de gerações de números aleatórios, é indicada a aplicação de uma etapa de seleção através de competições diretas de pares “pais-filhos”, dos quais só deva sobreviver o mais apto de cada par ao fim de cada iteração.

4.2.3 Funções de Ponderação Sobre a Função-Objetivo (“Exploration” + “Exploitation”)

A natureza da informação de fase em cada pixel é associada à sua vizinhança imediata. Portanto, não é estritamente necessário se amostrar a informação de pixels muito distantes do ponto central. Eventuais efeitos de distorção do interferograma causados pelos desvios de planeza ao longo do canal são adicionalmente reduzidos com amostragens locais. Porém, para o caso de superfícies suficientemente planas a informação de fase se distribui de forma mais homogênea por todo o canal 1D e Φ pode ser aproximada ou considerada como sendo praticamente constante em vários pontos. Esta possibilidade de se amostrar a informação de forma mais “difusa” permite-nos ter acesso potencial a mais pixels “confiáveis”, quer pela redução de contaminação por ruídos impulsivos e localizados ocasionais (como nos casos de “*pixel burns*” nos imageadores), quer por permitir adotar critérios menos estritos de resolução do imageador na proximidade ao pixel-alvo. Com o fim de aplicar um critério “intensivo-extensivo”, análogo ao critério de “Exploration” x “Exploitation” usado no âmbito do domínio de busca pelo espaço amostral e da duração das iterações, a criação de uma função de ponderação decrescente para com a distância ao ponto central, como a apresentada na Figura 4.11, em combinação com amostragens aleatórias dos pixels nos canais 1D, agrega as vantagens de ambas as abordagens.

4.2.4 Múltiplos Recomeços na Definição de Parâmetros de Variância Estocástica do Algoritmo (“Exploration Latu-sensu”)

A opção de se adotar valores estatísticos produzidos através de várias execuções independentes dos algoritmos é homóloga tanto às abordagens tipicamente metrológicas de estimativa de repetitividade e reprodutividade, como aos métodos de Pareto e multiobjetivos já conhecidos da literatura. A prática de se aplicar variações estocásticas controladas aos parâmetros iniciais permite que se adotem estratégias mais “gananciosas” de busca, as quais normalmente são mais eficientes e rápidas, e uma maior tolerância ao surgimento de mínimos locais ao fim da operação do algoritmo. Devem-se desenvolver critérios para produzir uma quantidade minimamente suficiente de sorteios aleatórios quanto às distintas condições iniciais para se garantir que um número representativo das condições de partida termine por atingir o mínimo global. Esta certeza, porém, nunca é absoluta, e esta operação não garante que alguns atratores fortes locais sejam menos efetivos a ponto de não desviar a convergência de algumas das soluções. Os métodos denominados pela literatura de “meméticos” costumam empregar operadores de interrupção e recomeço no decorrer da busca, segundo critérios diversos.

O único problema desta abordagem é que a inclusão de soluções e critérios particulares para cada sistema analisado, mesmo que as interrupções de tais algoritmos sejam eficientemente projetadas de forma adaptativa, seguindo critérios rigorosos de clusterização e proximidade, resulta em que os modelos e definições teóricas, bem como a atribuição ou aproximação de uma incerteza geral associada ao método de busca, se tornam muito menos analíticos e mais imprevisíveis.

4.2.5 Refinamento de Soluções (“*Exploitation*”)

Algoritmos evolucionários costumam aproximar o ponto de mínimo global de qualquer busca, contanto que haja um número suficiente de iterações, o qual normalmente é alto em comparação com os métodos de busca determinística. O hipervolume explorado da região convexa contendo o mínimo global depende do grau de contribuição dos componentes aleatórios do algoritmo. Em alguns métodos estes costumam ter peso decrescente com o número de iterações para reduzir a oscilação de valores em torno do mínimo global, existindo a opção compensatória de selecionar alguns vetores de baixa aptidão para aumentar a probabilidade de escape de mínimos locais. Em algoritmos híbridos podem-se ainda definir e estabelecer condições de teste de convexidade da FO, a serem adotados como critérios de decisão quanto ao momento de comutação da etapa evolucionária para a etapa de busca determinística. A aplicação freqüente dessas condições de teste pode ser tão ou mais custosa que todo o resto da busca, portanto seria vantajoso pensar em soluções que aceitem a exploração de uma não-convexidade branda, ou de estabelecer penalidades

sobre indícios de não-convexidade nos pontos avaliados, ou mesmo do emprego de avaliações que usem conceitos como o de entropia, utilizado em algoritmos de “recozimento simulado”.

Uma revisão e comparação de vários métodos de otimização que atingem mínimos locais e globais sem a necessidade de cálculo das derivadas da função-objetivo é descrito em RIOS & SAHINIDIS (2013). Um dos métodos citados é o já clássico algoritmo de Nelder-Mead, o qual se baseia em buscas sem-restrições por uma região reduzida do espaço de parâmetros através da interação de um pequeno número de vetores, com seus parâmetros computados dinamicamente a cada iteração de uma variante do método Simplex.

4.2.5.1 Busca de Mínimo Local por Método Simplex (Nelder-Mead)

Se dispusermos de um número suficiente de vetores gerados ou evoluídos aleatoriamente na etapa estocástica prévia podemos recorrer a um método de busca ao longo de “arestas” de hipersólidos (“simplexes”) para a etapa de busca determinística. Na versão conhecida como Nelder-Mead este método promove tanto a exploração como o refinamento de soluções a partir de exatamente $N_{\text{parametros}} + 1$ vetores de parâmetros até uma condição de parada predeterminada. É um algoritmo eficiente o bastante quando aplicado de forma autônoma com alto rendimento, principalmente se a região de busca se restringir ao hipervolume definido por uma casca convexa (“*convex hull*”).

Da referência clássica de PRESS *et al.* (2007) – entre outras soluções algorítmicas incluídas no título “*Numerical Recipes*” – extraiu-se uma das mais eficientes versões operacionais do algoritmo Nelder-Mead (“NM”), sendo esta versão facilmente incorporada na etapa de “aprofundamento” em qualquer algoritmo de busca mais complexo. Ainda se pode incluir como critério e condição de parada nesta etapa a exatidão mínima desejada para a solução da otimização a ser atingida.

4.2.5.2 Métodos de Quase-Newton (Poucos Parâmetros)

Este método de busca determinística, mesmo não tendo desempenho similar aos métodos de Newton tradicionais, tem a vantagem de não exigir um conhecimento da forma da Hessiana da Função-Objetivo a ser minimizada. Se ainda definirmos um cálculo aproximado para o gradiente da FO, por inspeção de alguns poucos pontos na vizinhança dos pontos atualizados a cada busca linear reversa, pode-se partir de um desconhecimento quase completo da forma analítica da própria FO. Este método pode ter um desempenho razoavelmente rápido, contanto que se mantenham os critérios das restrições de convexidade igualmente fortes ou ainda mais severos dos que aceitos para a operação do

algoritmo “NM”. Sua maior vantagem é a de ser uma busca de população eminentemente unitária, reduzindo apreciavelmente a quantidade de avaliações da FO, se desconsiderarmos as operações realizadas para as avaliações na busca linear. Na sua versão “BFGS” este método já se encontra implementado como uma função pré-definida em um “toolbox” presente nas versões mais recentes do software genérico de cálculo MATLAB.

4.3 Métricas e Índices Úteis

Para a avaliação da eficiência computacional dos algoritmos evolucionários canônicos já se dispõe de diversas métricas conhecidas e amplamente utilizadas, usadas como figuras de mérito que medem a agregação temporal, “clusterização” no espaço de parâmetros, a invariância progressiva das soluções, a diversidade “fenotípica ou genotípica”, ou mesmo a simples descrição da variância média e amostral das avaliações da FO para um dado agente ou vetor de parâmetros. Tais vetores podem se denominar “cromossomos”, “antígenos” ou quaisquer outros dos termos analógicos similares empregados nas várias modalidades de algoritmos inspirados na natureza.

Além destas métricas propomos aqui a possibilidade/viabilidade de adoção de uma série de índices suplementares potencialmente úteis. Sua natureza métrica pode ser puramente absoluta, ou baseada na proporção relativa direta entre as variáveis de interesse. Estes índices podem ser extraídos ao longo das iterações do algoritmo e serem usados para checá-lo “*a posteriori*” ou modular ativamente seu desempenho:

a) Índices de Exploração & Índices de Aprofundamento – Tais índices de natureza descritiva das características da busca são complementares e evoluem ao longo das iterações, variando de forma mutuamente inversa quanto às etapas e operações seqüenciais dos algoritmos, tendo preferencialmente valor decrescente com o número de iterações no primeiro e crescente no segundo. Sua expressão pode ser fixa (pré-definida) ou alterável (adaptativa, em função da modificação em certos parâmetros). Podem ser usados como critérios de minimização e/ou maximização nas operações do próprio algoritmo principal e serem explicitamente mensuráveis ao longo das iterações. Neste último caso estes índices podem ser usados para inspeção do desempenho do algoritmo tanto em tempo de execução como em análises comparativas e estatísticas posteriores. Isto permite que sejam usados tanto como classificadores de avaliações de desempenho entre sub-famílias e sub-gêneros dos algoritmos investigados como reguladores de seus parâmetros adaptados para cada conjunto de dados e condições de restrição.

b) Índice de Amostras Estocásticas – Este índice apresenta um impacto direto sobre a meta de minimização do custo computacional, por indicar o grau de redução viável do número de amostras estocásticas do sinal. No nosso caso específico do método de estimativa proposta para o parâmetro de fase de interferogramas, o cálculo deste índice levaria em conta a proporcionalidade do número de amostras com a frequência espacial fundamental pré-estimada, mas de forma mais generalizada também seria útil para a representação da esparsidade de sinais em algum domínio de transformação aplicado a outras modalidades de problemas de otimização estocástica;

c) Índice de Multimodalidade – Indica e/ou controla a multiplicidade aceitável de soluções e escolha ou abandono de soluções locais, viáveis ou não. Tem valor fixo para cada FO baseada em um mesmo conjunto de dados, parâmetros e pontos de amostragem. Como um índice mensurável tomado ao longo ou ao fim de execuções independentes sucessivas, pode indicar os limites de incerteza e os critérios mínimos de aceitação quanto à agregação de soluções possíveis produzidas pelos algoritmos analisados;

d) Índice de “Ciclicidade” – Este índice definiria se e quantas vezes um vetor de parâmetros pode ser variado ou “evoluído” até que este produza uma repetição exata ou aproximada de todos ou parte dos valores agregados de seus parâmetros. Especialmente útil para verificar a extensão aceitável de parâmetros de funções periódicas e suas taxas e limites de variação dentro de ciclos;

e) Índice de “Annealing” – Sendo este conceito diretamente extraído dos algoritmos de recozimento simulado, este índice definiria o grau de redução progressiva na variância das variáveis aleatórias do algoritmo com o aumento do número de iterações. Pode ser usado para ponderar progressivamente a proporção entre índices de “*Exploration*” e “*Exploitation*”;

f) Índice de “Heterocedasticidade” – Definido aqui como representação da diferenciação das variâncias obtidas para variáveis, parâmetros ou vetores de pesos similares, conforme usadas nas meta-heurísticas de Estratégias Evolutivas, para tornar a busca mais adaptativa. Pode ser usado para avaliar ou controlar a sensibilidade dos resultados em distintas rodadas de algoritmos estocásticos em função das variâncias dos parâmetros em seus vetores, ou a contribuição dos valores distintos de um parâmetro para a dedução das componentes independentes de incerteza derivadas deste último;

g) Índice de Interdependência (Sinergia) e de Auto-Organização – Permitiria a computação dos efeitos progressivos das avaliações dos vetores-soluções a partir do efeito destes entre si (internalizados) e ao longo do mapeamento das FOs (externalizados), podendo alterar o número e localização de pontos de amostragens individuais subseqüentes e os tamanhos populacionais de agentes. Representam o grau de equilíbrio e proporção entre efeitos “unificadores e multiplicadores” e entre soluções individuais (operadores baseados em séries históricas anteriores como os de “mutação”) e grupais (operadores baseados em “cooperação” como os de recombinação), representando também o balanceamento entre efeitos de “epistasia” X “estigmergia”, na nomenclatura “biológica”, ou de “dominância local” X “enxame” na nomenclatura dos algoritmos de PSOs;

h) Índice “Epigenético” (ou de “Poda”) X Índice de Repetitividade (ou de “Redundância Robusta”) – O primeiro, inspirado sobre o funcionamento economicamente natural dos sistemas vivos, indicaria uma redução progressiva viável das redundâncias de processamento, ou de minimização potencial dos efeitos de “*overfitting*” nas aproximações. O segundo indicaria o aumento da robustez das aproximações e seu grau de imunidade a ruídos incorporados ao sinal ou numericamente adquiridos ao longo do processo de amostragem ou de computação/cálculo. Sendo complementares, quando conjugados podem definir o custo computacional mínimo necessário para se atingir uma solução viável;

i) Índice de Aproximação à Incerteza Mínima – Como nos métodos de Monte Carlo este índice seria representado por métricas que considerem a distribuição estatística dos vetores-solução, permitindo a rejeição “*a posteriori*” de eventuais casos de “*outliers*” que possam distorcer os valores de média e incerteza associados às aproximações estocásticas. Para a estimativa deste índice deve-se partir do conhecimento das distribuições “*a priori*” no modelo de dedução das parcelas de incerteza associadas às grandezas dependentes e dos limites previamente definidos como aceitáveis para a incerteza mínima do resultado final. Eventuais limites numéricos inferiores associados à representação computacional do resultado em si podem ser modelados como uma distribuição “extra” a ser incluída;

j) Índice de Pressão de Seleção ou Índice de “*Exploitation Especializado*” – Determinaria a relevância dos elementos, parâmetros e vetores a serem “evoluídos” e das condições de “teste” ao longo das iterações. Pode ser composto a partir de vários dos índices anteriores como o Índice de “*Exploitation*”, o Índice Epigenético e o Índice de

Interdependência. Descreveria melhor configurações que permitissem acelerar o desempenho global dos algoritmos.

Como uma primeira aproximação dos conceitos propostos acima, apresentamos mais detalhadamente algumas expressões associadas somente à primeira subdivisão supracitada (“a”) dos índices descritos acima. Podemos discriminá-los, através do cômputo de estimativas baseadas nas normas 1, 2 ou infinita de variação coletiva, da seguinte forma:

Consideremos, primeiramente, $I_{XP,p}$ ou Índice XP (de “*Exploration*”), baseado no cômputo da norma dos valores em todos os vetores “i” para cada parâmetro “p”, tomado a cada iteração “k”, pela seguinte forma:

$$I_{XP,p}^{k+1} = \frac{\|p_i^{k+1} - p_i^k\|_{1,2,\infty}}{N_crom^{k+1}} \quad (4.13)$$

Esta expressão, dependente inversamente do número de vetores de parâmetros “ N_crom ”, podendo este número variar a cada iteração “k”, deve ser utilizada diretamente como um estimador da variação absoluta do incremento da diversidade “fenotípica” global a cada iteração.

Avaliando o desempenho através do valor médio, ponderado identicamente para todos os parâmetros “ N_param ” deste índice, teríamos:

$$\bar{I}_{XP}^{k+1} = \frac{\sum_{p=1}^{n_param} I_{XP,p}^{k+1}}{N_param} \quad (4.14)$$

O mesmo índice expressa uma variação relativa no intervalo [0,1], para cada parâmetro de cada vetor, e se apresenta mais simplesmente como:

$$I_{XP,p}^{k+1} = \left\| \frac{p_i^{k+1} - p_i^k}{p_i^{k+1}} \right\|_{1,2,\infty} \quad (4.15)$$

Para se avaliar comparativamente a contribuição média de todas as combinações de pares de parâmetros, sendo “i” ≠ “j”, quanto à sua capacidade de explorar o espaço amostral a cada iteração sugere-se ainda o seguinte índice:

$$\bar{\Delta}_{XP,p}^{k+1} = \frac{2 \left\| p_i^{k+1} - p_j^{k+1} \right\|_{1,2,\infty}}{N_crom^{k+1} (N_crom^{k+1} - 1)} \quad (4.16)$$

Designa-se como $I_{XT,FO}$ o Índice XT de Aprofundamento (“*Exploitation*”), o qual definiria o grau de evolução convergente para a solução ótima em função da norma das avaliações de aptidão “FO” de todos os vetores “i” de parâmetros a cada iteração. Considerando um número fixo de avaliações “ N_aval ”, temos a expressão abaixo:

$$I_{XT,FO}^{k+1} = \left(\frac{1}{N_aval} \right) \frac{\left\| FO_i^{k+1} - FO_i^k \right\|_{1,2,\infty}}{N_crom^{k+1}} \quad (4.17)$$

Ou, na sua forma relativa mais direta:

$$I_{XT,FO}^{k+1} = \left\| \frac{FO_i^{k+1} - FO_i^k}{FO_i^{k+1}} \right\|_{1,2,\infty} \quad (4.18)$$

Segue a seguinte expressão diferencial abaixo para a estimativa da dispersão “mútua” média entre as combinações de pares de aptidões dos vetores de parâmetro:

$$\bar{\Delta}_{XT,FO}^{k+1} = \frac{2 \left\| FO_i^{k+1} - FO_j^{k+1} \right\|_{1,2,\infty}}{N_crom^{k+1} (N_crom^{k+1} - 1)} \quad (4.19)$$

Esta última família de índices, além de apresentar uma implementação e computação mais simples e robusta, é especialmente útil para se estimar o quão homogêneo se revela o comportamento dos algoritmos quanto à aproximação da solução ao longo das iterações. Ainda permite avaliações “*a posteriori*” sobre modelos típicos a serem aproximados e uma predefinição da ordem de grandeza do número mais eficiente de iterações em função do grau de exatidão da solução. A avaliação da associação ponderada dos valores dos índices XP e XT pode indicar o momento adequado para a comutação eficiente entre técnicas estocásticas e determinísticas, bem como permitir uma maior finesse e controle na variação e nos pesos dos efeitos dos operadores de busca a cada iteração.

4.4 Tolerâncias x Incertezas da Estimativa de Fase

Sabendo que em qualquer medição devem-se incorporar suas incertezas associadas e, por definição, levar em conta as diversas contribuições de várias grandezas no balanço de incerteza final na obtenção da informação da grandeza desejada (no caso, a grandeza adimensional de fase interferométrica, visando sua posterior transferência para as grandezas dimensionais de interesse), podemos considerar o limitado e desatualizado conceito de “tolerâncias” das variáveis de projeto (o que é válido mesmo para o caso de algoritmos) como passível de ser incluído em uma classe conceitual mais ampla como a de “parcelas de incerteza”. Em LIGUORI *et al*, (2003) se exploram as diversas fontes de incerteza especificamente associadas ao processo de captura de imagens, as quais devem ser compostas com as fontes devido ao processo de cálculo e as devidas às demais medidas de variáveis presentes no modelamento físico, como contribuições de incerteza para a estimativa de fase interferométrica: Em HACK & BURKE (2011) e HACK (2015) são esmiuçadas várias componentes de incerteza da estimativa de fase associadas à medidas interferométricas, baseadas no método de “*phase-stepping*”, contendo várias componentes associadas aos sensores. Seguindo as metodologias expostas no GUM, podemos considerar, a partir dos componentes de primeira e segunda ordem, as derivadas parciais do modelo para a fase espacial em função dos parâmetros de uma função senoidal discreta ideal e simplificada.

Procedendo a uma primeira aproximação da função de intensidade do padrão de franjas temos uma expressão trigonométrica, cujos principais parâmetros podem ser modelados por aproximações polinomiais ou por aproximações analíticas específicas. Considerando somente a contribuição devido ao processo de cálculo e que os valores de intensidade de um interferograma não chegam a valores negativos por definição, podemos tratar a função do modelo a partir de uma forma trigonométrica como a abaixo apresentada:

$$I_{\text{mod}}(x) = \frac{A(x)}{2} [1 + \cos(B(x) + \Phi)] \quad (4.20)$$

Onde o polinômio que representa as variações da amplitude do envelope do sinal de franjas interferométricas “ $A(x)$ ” indica no modelo o perfil de intensidade devido à distribuição desigual da iluminação por toda a área do interferograma, o polinômio $B(x)$ sintetiza tanto os parâmetros de frequência espacial das franjas interferométricas quanto eventuais efeitos de modulação provocados por variações no perfil de relevo da superfície inspecionada e o valor constante Φ fornece a informação do parâmetro de fase constante relativa a todos os pontos

do canal (sendo esta a informação que conduz diretamente à estimativa do comprimento quando $x = 0$).

4.4.1 Incertezas em Medidas de Fase Interferométrica

Apesar do fato do padrão interferométrico apresentar um caráter contínuo a discretização realizada pelos sistemas de captura digital tem de ser levada em consideração, bem como suas variações contínuas devido a atribuição de modelos diferenciáveis. As incertezas associadas à captura do interferograma em si e à sua estimativa de fase a partir do seu modelo matemático podem ser classificadas como segue:

4.4.1.1 Efeitos de Quantização e Incertezas nos Imageadores

a) Quantização devido à resolução e posicionamento dos pixels (sendo função do processo de manufatura dos imageadores genéricos – CCDs ou CMOS).

Para uma câmara de tipo “*scientific grade*”, p. ex., podemos obter ao longo do eixo de maior densidade um canal de 1068 pixels (podendo se achar valores bem maiores em aplicações aeroespaciais), fornecendo uma incerteza de resolução mínima de $[1068(12)^{1/2}]^{-1}$ para o posicionamento do centro de cada pixel em um canal, considerando um espaçamento regular entre os fotodetectores.

Pode-se partir de um tipo mais genérico de câmera, como as habitualmente incluídas na montagem de um interferômetro comercial, e cujo modelamento é especialmente adequado nesta análise. A classe de imageador para medidas automatizadas usada é de tipo CCD B&W, com resolução de 640x480 pixels, 8 bits de níveis de quantização. As dimensões de pixel neste tipo de câmera CCD (ou CMOS) podem variar desde $10 \times 10 \mu\text{m}^2$ quadrados de área a dimensões ainda menores, dependendo basicamente do processo de manufatura e da necessidade de existência de correções em eventuais efeitos de difração. O estado da arte tem mostrado chips-imageadores comerciais com largura de pixel em torno de $1 \mu\text{m}$, usados em UDTV (tendo sido realizadas pesquisas em sensores de resposta de 1 fóton, os “*Quantum Image Sensors - QIS*” – considerados como parte da terceira geração de imageadores, combinando sinais convoluídos em x , y e t – dados retirados da palestra filmada em FOSSUM, 2011).

Uma irregularidade típica de processo que produza uma incerteza de $0,18 \mu\text{m}$ no posicionamento dos pixels dentro de uma largura de uma unidade de imageamento (composta de fotodetector + eletrônica associada) de aproximadamente $10 \mu\text{m}$ de lado contribui com um valor de incerteza de posicionamento significativamente menor que aquele devido à mera quantização dos pixels no espaço.

b) Efeitos de quantização devido à resolução dos níveis de intensidade como função do número de bits na operação do conversor A/D.

Para imageadores com pixels não-logarítmicos o pior caso de sensibilidade de fase em função de diferenças no valor de intensidade acontece nas vizinhanças dos picos de valor máximo e mínimo, onde a variação da estimativa da fase para um sinal de envelope de amplitude constante é considerada sobre pontos similares de interferência construtiva ou destrutiva, os mesmos utilizados pelas antigas estimativas visuais de defasamento:

c) Efeitos de “*shot noise*” espacial de natureza gaussiana, e de tipo “ $1/f$ ” ou RTS (“*Random Telegraph Signal*”), são devidos basicamente a irregularidades na captação e conversão de fótons em portadores, e se apresentam aproximadamente uma ordem de grandeza maiores em imageadores CMOS que em CCDs. Tais valores podem chegar a ser 1,5 vezes maiores que os efeitos devidos à quantização de intensidade em seus conversores A/D. Outras modalidades de ruídos, sejam estes função da corrente de escuro, ou causados por operações de “*reset*” sobre cada pixel, são dependentes de posicionamento e de parâmetros de processo, como o “Ruído de Padrão Fixo” (“*Fixed Pattern Noise – FPN*”, também com distribuição gaussiana). No caso de CCDs o primeiro tipo de efeito citado prepondera sobre os demais.

No caso de imageadores CMOS, porém, FPNs são mais relevantes, mas usualmente reduzidos ou eliminados pelo uso de técnicas de CDS (“*Correlated Double Sampling*”) no projeto analógico da eletrônica de sensoreamento e transmissão dos sinais de cada pixel. Áreas em formato de “L” nos fotodetectores dos CMOS, que permitiriam a alocação do espaço livre remanescente dentro do pixel à eletrônica de controle, podem causar efeitos de assimetria na definição de parâmetros de PSF, que por sua vez podem alterar a proporção nas respostas de cada pixel em função de ângulo do canal 1D ao longo de um eixo do imageador. Valores de SNRs globais típicos de um imageador CCD já ultrapassam há muito o limite de 60 dB, com alguma variação em função de taxas de quadro e da intensidade absoluta de sinal. Tempos de integração maiores podem reduzir ou acrescentar fontes de ruído ao sistema, mas ainda assim se mantém a superioridade dos CCDs sobre imageadores CMOS neste aspecto. Várias técnicas vêm sido utilizadas nos projetos de CMOS para aumentar a SNR além do mero aumento do tempo de exposição, indo desde o uso de pixels logarítmicos ao uso de métodos de amostragens múltiplas, com assimetria de tempo de exposição por pixel em função de valores recentes de iluminação aumentando,

com isso, a faixa dinâmica. Outra forma de se aumentar a faixa dinâmica, e com isso a SNR, nos casos de baixa iluminação é pela inclusão de etapas de auto-esvaziamentos adaptativos da foto-carga gerada no fotodetector, conjugado com métodos de estimativa da fotocorrente. Uma aplicação desta última técnica em imageadores DPS (“*Digital Pixel Sensor*” – aonde o máximo de pré-processamento deve ser efetuado em cada pixel, sendo considerado o próximo passo na evolução dos APS) pode ser vista em LIU (2002). Incertezas devido à quantização local de intensidade dos detetores tendem a aumentar, devido ao espaço reduzido para implementação de conversores A/D com muitos níveis de quantização, bem como resultantes da compressão digital do sinal realizada em cada pixel.

Deve-se adotar um meio termo ótimo entre melhorar o desempenho geral pela redução de pré-processamento ou aumentar a rapidez de captura para cada quadro. Já existem sistemas que permitem uma etapa de escalamento da sensibilidade intrinsecamente combinada com o pré-processamento de eliminação de ruídos por hardware. Uma das formas de realizar esta combinação se dá, p. ex., na extração de valores médios ou ponderados de fotocorrente por trechos de fotodetectores. A associação destes valores médios com a amostragem seletiva de poucos pixels ou grupos de pixels a cada imagem, com digitalização e pós-processamento subsequente a partir de unidades externas computacionalmente mais robustas reduz o custo computacional das etapas preliminares.

4.4.1.2 Atribuição de Incertezas Quantizadas ao Modelo Contínuo de Medidas Interferométricas

Considerando as incertezas associadas ao modelamento polinomial da fase, o qual é associado diretamente às variações da superfície analisada, e dos erros de quantização da intensidade de cada pixel pelos conversores A/D dos imageadores, temos o seguinte desenvolvimento para as incertezas relacionadas com a quantização da amostragem dos sinais:

Enfatizando a descrição sobre os parâmetros de primeira ordem de fase e frequência, seguindo o modelo simples da equação (4-20) temos a seguinte dedução:

$$\Phi = \cos^{-1} \left(\frac{2I(x)}{A(x)} - 1 \right) - B(x) \quad (4.21)$$

Onde:

$$B(x) = 2\pi \left(\frac{f}{N_{pix}} \right) xM(x) \quad (4.22)$$

Os parâmetros de modulação de fase e de amplitude são funções do posicionamento “ x ” de cada pixel, com a origem como referência simétrica ao centro em cada canal 1D do interferograma, sendo descritos conforme as equações abaixo:

$$\begin{aligned} M(x) &= 1 + m_1x + m_2x^2 + \dots \\ A(x) &= A_{\max}(1 - a_1x - a_2x^2 - \dots) \end{aligned} \quad (4.23)$$

O polinômio “ $M(x)$ ” expressa a possibilidade de incluir fatores de modulação pelos quais a fase seja alterada em função de parâmetros de relevo ao longo de um canal 1D com um número de pixels igual a N_{pix} . Desta forma se permite levar em conta o efeito das variações ao longo da extensão de um canal de pixels discretos. Esta expressão pode ser extrapolada para regiões em 2D com a inclusão dos termos em “ y ”. A forma extensa do parâmetro “ $A(x)$ ” representaria a inclusão de termos de modulação do envelope de amplitude, devidos às variações de intensidade luminosa ao longo da imagem. Seguindo o critério de máxima simplicidade no modelo se optou pela redução de parâmetros de modulação de amplitude para uma condição de iluminação constante ($A(x) = A_{\max}$) e de modulação de frequência tendendo a zero ($M(x) = 1$), tornando ambos praticamente independentes do posicionamento “ x ” dos pixels avaliados.

Neste modelo simplificado, adequado para o tipo específico de interferograma obtido em medidas por método interferométrico de blocos-padrão com desvio de planeza nulo ao longo de sua superfície, considera-se que a localização do valor de intensidade máxima seja coincidente com a origem ou pixel central do canal 1D (ou seja, $x = 0$). O parâmetro de fase Φ é relativo à fase normalizada estimada do padrão de franja ϕ , esta considerada como a informação a ser obtida por estimativa visual direta ou automatizada, a qual também é a nossa principal variável de interesse na estimativa de desvios de comprimento em padrões materializados. Para um canal 1D com $N_{pix} = 128$ pixels e $f = 4$ (considerando como condição comumente seguida para visualização prática termos a possibilidade de ajustarmos o espaçamento espacial das franjas para se obter f aproximadamente entre 2 e 6), o coeficiente de sensibilidade da incerteza de fase normalizada, em função da incerteza de posicionamento de cada pixel ao longo da dimensão do canal (para um espaçamento constante e abstraindo dos efeitos de modulação de amplitude e fase, ou seja $A(x) = A_{\max}$ e $M(x) = 1$), é apresentado como segue:

Consideramos então a variável de fase não-normalizada Φ como uma função de “ ϕ ” da forma $\Phi = (2\pi\phi)$, sendo ϕ a fase normalizada do interferograma. Esta versão normalizada pode assumir valores dentro do intervalo $[0,1]$, de forma a compatibilizar o modelo com os métodos operacionais clássicos de estimativas de fase interferométrica. Consideremos o argumento da função trigonométrica abaixo:

$$\arg(x) = 2\pi \left[\frac{f}{N_{pix}} x + \phi \right] \quad (4.24)$$

Aplicando a equação linear acima como um caso específico de $\arg(x) = B(x)+\Phi$, temos o cômputo dos componentes da incerteza de fase em função explícita da quantização em intensidade, seguindo a equação (3.32). Para tal deve-se considerar os termos de segunda ordem da expansão em série de Taylor, devido às não-linearidades intrínsecas da equação trigonométrica do modelo:

$$u^2[I(x)] = (A\pi \sin(\arg(x)))^2 u_r^2[\phi] + 2(A\pi^2 \cos(\arg(x)))^2 u_r^4[\phi] \quad (4.25)$$

Consideramos abaixo a amostragem realizada próxima aos pontos extremos (ou seja, nos máximos e mínimos de intensidade), para $\arg(x)$ tendendo a zero:

$$\begin{aligned} \frac{\partial I(x)}{\partial \phi} &= -A\pi (\arg(x)) = 0 \\ \frac{\partial^2 I(x)}{\partial \phi^2} &= -2A\pi^2 \end{aligned} \quad (4.26)$$

Pode-se deduzir, então, os seguintes valores de incerteza, para uma quantização discreta em 8 bits oriunda da conversão A/D das intensidades para cada pixel do imageador utilizado, considerando a intensidade discreta máxima A_{max} de 256, a variação mínima correspondente a um nível de cinza, e $u^2(I(x)) = 1/12$ representando uma “pdf” de distribuição retangular normalmente atribuída a medidas de leitura digital com sua resolução igual à variação do dígito menos significativo:

$$\begin{aligned}
u_I^2[\varphi] &= \left(\frac{1}{\sqrt{2}A\pi^2} \right) u[I(x)] \\
u_I^2[\varphi] &\approx 0,00008079 \\
u_I[\varphi] &\approx 0,008988 \quad (0,0090)
\end{aligned}
\tag{4.27}$$

E, para cada ponto medial ($\arg(x) = \pi/2$):

$$\begin{aligned}
\frac{\partial I(x)}{\partial \phi} &= -A\pi \\
u_I^2[\varphi] &= \left(\frac{1}{A\pi} \right)^2 u^2[I(x)] \\
u_I^2[\varphi] &\approx 1,29 \cdot 10^{-7} \\
u_I[\varphi] &\approx 0,00036
\end{aligned}
\tag{4.28}$$

Porém, como para considerar o efeito combinado de todas as amostragens o valor da incerteza padrão da média deve corresponder ao valor da incerteza amostral dividida pela raiz do número de amostragens, o que pode variar em função do problema. Considerando uma quantidade mínima de 8 pontos de amostragem (no limite de Nyquist para $f = 4$) a incerteza final do valor médio de fase ao longo de todo o canal 1D pode ser reduzida por um fator de $(8)^{1/2}$.

Portanto, temos para o pior caso de realização de amostragens próximas aos pontos extremos uma incerteza amostral de aproximadamente 0,0090 e para as amostragens próximas aos pontos mediais uma incerteza amostral de 0,00036, numa variação relativa de mais de 20x entre as duas condições extremas. Se considerarmos ainda a incerteza final composta pela contribuição da amostragem de todos os 128 pontos do canal 1D como a raiz quadrada da composição média da variância heterocedástica resultante das variâncias correspondentes a todos os pontos amostrados, temos uma incerteza amostral média de aproximadamente 0,0024.

Para uma segunda aproximação, usada como validação numérica, sobre o efeito de distribuições de natureza essencialmente heterocedásticas como a do problema, e seguindo a recomendação do GUM para os casos de violação das precondições (perda de linearidade, gaussianidade, etc.) do método de cálculo de incertezas nele apresentado, pode-se tentar utilizar o método de Monte Carlo (MC) para estimar o efeito da propagação das incertezas sobre a função inversa da equação (4-20), considerando ϕ em função de $I(x)$.

A natureza não simétrica das distribuições próximas aos extremos pode ser considerada como mais um argumento para o uso de técnicas de MC nesta análise.

Na tabela abaixo são representados alguns valores estimados por MC dos desvios-padrão da média da estimativa de fase em função apenas da incerteza de quantização de intensidade, usando 10000 valores de distribuição retangular sorteados aleatoriamente dentro de um intervalo de meio bit, para cada ponto amostrado. Se consideraram como especificações do problema o uso de 8 bits na quantização da resposta de intensidade nos imageadores, a representação modelar de um sinal senoidal não-modulado como a função da equação (4-20) em uma extensão de 128 pixels seqüenciais, e freqüência espacial $f = 4$. Os valores nas distintas linhas indicam casos de variação em número e condições de amostragem. Os valores de “s” representam os desvios-padrão médios, e os valores da coluna “u” são as incertezas-padrão calculadas, obtidas dividindo “s” pela raiz quadrada do número de amostragens. Na última coluna os valores de “ σ ” representam a dispersão dos valores de “s” ao longo dos pixels. Tal dispersão assume valores mais pronunciados para os casos de 128 amostragens, devido à grande assimetria entre as incertezas nos pontos extremos quando comparadas com as obtidas das demais regiões de amostragem.

Tabela 4.1 – Estimativas de desvios-padrão médios amostrais (s) e incertezas finais (u) de simulações de Monte-Carlo, propagadas a partir da componente de incerteza devida à quantização de 8 bits na intensidade do sinal, visando à aproximação do parâmetro de fase normalizada de uma função senoidal simples e semelhante à equação (4-20), a qual representa padrões de interferogramas lineares do tipo mais simples e comum.

Condição de amostragem	s	u	σ
<i>8 pontos (Nyquist, $p/f = 4$)</i>			
Pontos Extremos	0,0074430	0,00263	0,000019
Pontos Mediais	0,0003597	0,00013	0,0000016
Aleatória	0,0013319	0,00047	0,00089
<i>128 pontos (amostragem plena)</i>			
Homogênea	0,002057	0,00018	0,0017
Aleatória (7 extremos)	0,001990	0,00018	0,0016
Aleatória (2 extremos)	0,001285	0,00011	0,0010

Os valores de pior caso correspondem aos agregados com máximo número de amostragens localizadas nos picos e vales da senóide (0,0026 para 8 pontos e 0,00018 para 128 pontos). Este último valor pode ser considerado um limite inferior plausível para a componente de incerteza de fase devida somente à quantização indicada dos níveis de cinza na captura de intensidade dos interferogramas para amostragem plena, considerando

os valores de fase obtidos em cada ponto de amostragem como variáveis i.i.d. aleatórias e sua média como o valor estimado de fase.

Estes valores da componente de incerteza atribuídos à variação/quantização de intensidade não incluíram o cômputo de efeitos de instabilidades ou não-homogeneidades nos níveis de iluminação, ou mesmo a presença de eventuais ruídos eletrônicos generalizados (*shot noise*, não-linearidades da quantização interna do A/D, etc.) associados à operação da própria câmera usada para a captura do sinal. Estas flutuações, segundo HACK & BURKE (2011), seriam crescentemente preponderantes para níveis de discretização que apresentem uma finesse maior que a obtida através de quantização por 8 bits da intensidade. Estas componentes adicionais, portanto, devem ser discriminadas em um cômputo completo do balanço de incerteza a ser apresentado, acrescentadas como variáveis aleatórias independentes ou correlacionadas. No entanto, o uso de câmeras digitais mais modernas, que permitam maior extensão e controle de seus tempos de integração usados para a conversão fóton-carga nos fotodetetores dos imageadores, pode minimizar expressivamente o efeito destas variações temporais e espaciais na resposta de intensidade dos mesmos.

A componente de sensibilidade da incerteza de fase associada à incerteza de posicionamento espacial dos pixels pode ser deduzida da forma simplificada de um monômio em “ x ” no argumento, emulando a condição ideal de desvio planeza mínimo para a superfície a ser analisada, conforme abaixo, para $N_{pix} = 128$, $f = 4$:

$$c_{\phi,x} = \frac{\partial B(x)}{\partial x} = \frac{2\pi f}{N_{pix}} = \frac{\pi}{16} \quad (4.29)$$

Considerando que o argumento $B(x)$ deve apresentar variação homóloga à de Φ , e que podemos converter este parâmetro para uma expressão mais conveniente da fase normalizada ϕ , através da multiplicação da componente de incerteza por $1/2\pi$, temos uma incerteza relativa de posicionamento para cada pixel “ x ” de aproximadamente 0,018 sobre a razão de $1/32$ quanto à localização de um pixel em um período completo da senóide. O valor obtido na equação abaixo corresponde a uma incerteza absoluta de posicionamento típica, inerente a cada processo de fabricação, assumindo um valor de tolerância do parâmetro de processo de fabricação igual a $0,18 \mu\text{m}$ para um espaçamento inter-pixels de $10 \mu\text{m}$:

$$u_{\phi,x} = c_{\phi,x} u_x = \left(\frac{1}{2\pi}\right) \left(\frac{\pi}{16}\right) \left(\frac{0,18}{320}\right) = \frac{0,018}{2^{10}} \approx 1,75 \cdot 10^{-5} \quad (4.30)$$

Do valor acima exposto para a componente de incerteza devida à incerteza de posicionamento espacial dos pixels vemos que, mesmo considerando tolerâncias bastante comuns quanto aos parâmetros posicionais/dimensionais usados atualmente nos processos de fabricação dos imageadores, esta componente associada à discretização espacial do sinal amostrado é bem menos crítica que a componente devida à quantização em bits da intensidade (mais que uma ordem de grandeza). Em HACK (2015), por outro lado, vemos descritas outras componentes de incerteza devidas a variações e não-homogeneidades espaciais, de “*jitter*”, de não-linearidades de detecção e dos níveis de iluminação, carreadas ao longo do processo de “*phase-stepping*”, as quais teriam que ser levadas em conta num balanço de incertezas mais completo. Variações de modulação de amplitude de intensidade luminosa por pixel devido à distorções no frente de onda óptico ao longo dos caminhos ópticos nos componentes e estruturas dos interferômetros também não foram levados em conta. Uma função-modelo mais complexa, que incorpore a possibilidade de compensação da maioria destas não-linearidades e modulações específicas no modelo funcional do interferograma a ser aproximado, deve tornar desprezível o efeito destas variações sobre o balanço de incerteza final quando comparados com as componentes analisadas.

Incertezas atribuídas à estimativa de diferenças de fase, também denominadas de “*fração de franjas interferométricas*”, associadas à operação de interferômetros comerciais que empreguem a técnica de “*phase-stepping*”, costumam ser apresentadas com valores próximos à ordem de grandeza dos valores deduzidos anteriormente (vide Tabela A2.1 do Apêndice 2), sendo compatíveis com os valores em HACK (2015).

O valor obtido mínimo para a incerteza de fase normalizada de 0,0024 (pior caso) pode ser usado, portanto, como um limite superior quanto às metas ou critérios de incertezas obteníveis no projeto de um algoritmo cuja dispersão numérica deva ser ao menos suficientemente reduzida quanto em comparação com o valor desta componente.

5 RESULTADOS COMPARATIVOS DE ALGORITMOS DE DE BUSCA E OTIMIZAÇÃO EM ESTIMATIVAS DE DIFERENÇAS DE FASE

“entia non sunt multiplicanda praeter necessitatem”

John Ponce de Cork

Um dos princípios filosóficos mais úteis a ser seguidos na minimização de esforços na prática de pesquisa é o da navalha de Occam, o qual se expressa na frase em latim colocada acima, significando que não devemos multiplicar as entidades relevantes a uma descrição ou explicação sem que haja real necessidade para tal. Extrapolando este conceito empiricamente para o terreno de aplicações algorítmicas podemos utilizá-lo para reforçar a interpretação de que não deveríamos empregar mais operações, parâmetros e classes de valores que os necessários para que se chegue ao resultado pretendido. O ganho de tempo e recursos gerado por este hábito "filosófico" é um critério sempre relevante em qualquer projeto de engenharia. A referência de BURFOOT (2011), além de discorrer sobre as bases filosóficas nas áreas de aprendizado de máquina e compressão de dados, formaliza este princípio redutivo pela construção de um funcional $H[f]$ projetado para estimar a complexidade de uma teoria, simultaneamente explanando de forma generalizada a atividade científica como essencialmente uma busca por um abstrato "espaço-de-teorias".

Com o fim de comparar as filosofias e técnicas de otimização recomendadas nos capítulos anteriores, implementações progressivas de alguns métodos foram sendo desenvolvidas ao longo de algumas etapas de teste, conforme descritas a seguir.

5.1 Algoritmos Evolucionários-Determinísticos Integrados e Comparações com Técnicas Distintas

Certas classes de algoritmos estocásticos clássicos muitas vezes se valem da exploração de um espaço amostral por demais amplo ou pelo uso de múltiplos caminhos ou instâncias de avaliação, mantidos por tempo suficientemente longo para a obtenção inequívoca do mínimo global nas funções-objetivo avaliadas. Este é o caso da maior parte dos algoritmos inspirados em processos da natureza e/ou evolucionários. Obviamente, quando a natureza do problema a ser resolvido tem um caráter mais estático que dinâmico, pode-se se dar ao luxo de se empregar eventualmente custosos pós-processamentos sobre os dados amostrais, mas em sistemas embarcados, mais portáteis e/ou de resposta rápida deve-se atentar para a maximização da simplificação e redução das operações envolvidas, tentando com isso se evitar maiores perdas de exatidão ou de preditibilidade.

Um exemplo de formalização desta abordagem é a família de teoremas já citada anteriormente e denominada de "NFL" ("Non-Free-Lunch" – traduzido livremente como "não-existe-almoço-grátis"), os quais são largamente aplicados pela comunidade de pesquisas em compressão de dados. Nestes teoremas são colocados limites estritos para a possibilidade de redução de comprimento do código em programas efetivos, que tem similaridade aos casos de compressão de dados sem perdas. Tais limites são definidos a partir de médias específicas de cadeias de N bits, as quais descrevam um dado problema sem "inflacionar" o comprimento estimado para outras cadeias de dados potencialmente relevantes. Um dos truques válidos para se contornar os limites deste teorema é a definição de distribuições de probabilidade não-uniformes sobre os parâmetros e casos a serem estudados.

Os métodos bayesianos de aproximação probabilística, por sua vez, se valem de uma abordagem similar, com a premissa adicional da utilização de algum conhecimento prévio e "apriorístico" sobre os parâmetros e correlações a serem levados em conta em uma análise que combine princípios matemáticos e empíricos. Sua interpretação do problema de otimização, porém, é a de analiticamente adotar estes princípios de definição probabilística na "guiagem" dos métodos de busca. Na prática os métodos bayesianos necessitam se basear sobre uma extensa taxonomia de casos prévios, os quais ajudam a refinar as distribuições "*a priori*" do problema, sendo uma abordagem similar aos métodos de treino/aprendizagem supervisionada em algoritmos/sistemas de aprendizado de máquina.

Com o fim de combinar os princípios acima citados nosso objetivo foi o de projetar um algoritmo de base estocástica/determinística, aplicado à solução de uma dada classe de problemas (a saber, o problema metrológico da estimativa de fase pontual em padrões interferométricos 2D), sem recorrermos a avaliações probabilísticas computacionalmente custosas como associados aos métodos de Monte Carlo e/ou bayesianos, ou que dependam de longos tempos de convergência como os algoritmos evolucionários clássicos.

5.1.1 Algoritmo Evolucionário Simplificado c/ Múltiplos Reinícios (Algoritmo #1)

Em FRANÇA & MESQUITA (2011) é apresentada uma visão comparativa dos resultados de uma primeira versão desenvolvida de um algoritmo evolucionário simples (denominado especificamente aqui de "Algoritmo #1"), contra resultados previamente obtidos de estimativas automáticas de diferenças de fase em medidas de blocos-padrão realizadas com um interferômetro comercial ("GBI" da Mitutoyo). Sua execução se baseou em dados interferométricos extraídos de canais selecionados de alguns interferogramas distintos e obtidos deste interferômetro. Os resultados foram contrapostos no artigo citado

aos obtidos por outras formas de verificação e estimativa do parâmetro de fase. Foi empregado inicialmente, à guisa de comparação de desempenho, um algoritmo baseado na função FFT do MATLAB para o cálculo do parâmetro de fase aplicado aos mesmos grupos de três canais unidimensionais selecionados nos interferogramas. Os mesmos dados foram depois lançados em uma implementação alternativa de outra modalidade de algoritmo evolucionário, a qual se baseia na filosofia dos métodos de “Programação Genética”, conforme disponibilizada na forma de um software distribuído como “*freeware*” na web, denominado “Eureqa” (versão 0.77). Por fim, os mesmos dados de origem foram modelados e lançados no “*toolbox*” de Algoritmos Genéticos do MATLAB, com o fim de se obter a estimativa do mínimo de uma função objetivo baseada em diferenças quadráticas entre os sinais de intensidade de um interferograma e seu modelo parametrizado.

Os resultados destas rotinas foram comparados com os resultados de defasamento computados anteriormente de forma automática pelo sistema de deslocamento de fase do próprio sistema de medição do interferômetro automático GBI (e de seu software GBPAK, associado à operação do instrumento). Na tabela 5.1 temos a comparação de resultados do Algoritmo #1 com estes valores de referência. A tabela 5.2 mostra uma comparação de alguns valores de referência contra resultados obtidos do software Eureqa e seus tempos de execução respectivos. Se avaliarmos os valores de desvio-padrão para cada medida independente (“S”), no lugar dos desvios-padrão da média (representados na tabela 5.1 sob a coluna “S/√N”) obtidos após “N” ciclos de execução do algoritmo, temos que mesmo ao escolhermos uma única rodada do algoritmo, o algoritmo produz consistentemente uma incerteza experimental variando entre 3 e 4 % na estimativa da fração de franjas, com o desejado fator de cobertura de 95 % dos casos.

A equação (5.1) abaixo, que descreve a função a ser comparada por diferenças quadráticas com as intensidades dos interferogramas nas rotinas testadas, incluiu previamente informações aproximadas quanto aos valores máximos, mínimos e médios das respectivas intensidades (não assumindo, portanto, valores negativos):

$$I(j, c) = m(c) + ms(c) + \left(\frac{M(c) - m(c)}{2} \right) \sin \left[2\pi \left(f(i, c) \left(\frac{j - 0.5N}{N} \right) \right) + \Phi(i, c) \right] \quad (5.1)$$

Neste modelo baseado na aproximação de uma função trigonométrica o valor de FO tenderia a zero na vizinhança do mínimo global, com o desvanecimento do somatório das diferenças entre as intensidades calculadas segundo o modelo acima e as obtidas a cada pixel amostrado do interferograma.

Tabela 5.1 – Comparação de resultados entre obtidos do Algoritmo #1 com os valores de estimativas do software automático GBPAK do interferômetro GBI, e dados oriundos de distintas imagens de padrões de franja dos mesmos interferogramas, extraídas de três blocos-padrão de tamanhos e fabricantes distintos.

<i>Fase (GBPAK)</i>	<i>Fase (EC#1)</i>	<i>S / √N</i>	<i>N(ciclos)</i>
200 mm (Frank 3692)			
0,684	0,6677	0,0023	256
	0,6705	0,0036	100
0,925	0,8852	0,0022	256
	0,8845	0,0032	100
0,720	0,6933	0,0021	256
	0,6984	0,0032	100
0,788	0,7794	0,0021	256
	0,7743	0,0038	100
100 mm (Frank 3693)			
0,850	0,8357	0,0023	256
	0,8414	0,0037	100
0,433	0,4388	0,0023	256
	0,4411	0,0037	100
23,5 mm (Mitutoyo 939581)			
0,398	0,3866	0,0021	256
	0,3915	0,0034	100
0,411	0,4070	0,0021	256
	0,4107	0,0036	100

A distribuição de intensidades $I(j,c)$ se localiza em torno da posição central de cada canal unidimensional selecionado na imagem, i. e., considerando a origem como $j = 0$, buscando o mesmo ponto sobre o qual o sistema automático define a informação de defasamento que corresponda ao comprimento estimado do bloco-padrão. O Algoritmo #1 dispunha ainda de uma etapa de pré-processamento, na forma anteriormente descrita de “alisamento” gaussiano discreto. Simultaneamente, com a varredura ao longo da posição dos “j” pixels nesta etapa, se extraíram os valores de máximo, mínimo e médio de intensidades para cada canal “c”. O índice “i”, associado aos parâmetros de frequência e

fase na equação 5-1 acima, corresponde às diferentes instâncias estocásticas sobre as quais a função-objetivo foi testada, ou seja, se refere a cada “cromossomo” contendo apenas dois “genes”.

Tabela 5.2 – Comparação entre estimativas de defasamento de dois interferogramas do interferômetro GBI, extraídas de duas medidas distintas de um bloco-padrão, e os obtidos pela avaliação independente dos dados de intensidade de três canais selecionados manual e sequencialmente alimentando o software livre “Eureqa”. Este aplicativo se baseia na filosofia de “Genetic Programming” e foi executado num desktop comercial relativamente antigo e de baixo desempenho. O tempo de execução para uma convergência aceitável da fase em cada canal se revela proibitivo em medidas realizadas sob variações ambientais normais, só sendo prático seu uso para cálculos “off-line” realizados em um interferograma de cada vez.

100 mm (Frank 3693)				
<i>GBI</i>	<i>Eureqa</i>	<i>Exatidão</i>	<i>Eval(10⁸)</i>	<i>Duração</i>
0,850	0,8443 (GP)	0,10720	5,81108	16min42s
		0,11672	5,82980	17min10s
		0,11331	6,58463	17min03s
0,433	0.4467 (GP)	0,08797	10,2816	19min09s
		0,08074	9,20778	17min50s
		0,07687	10,4733	21min29s

Pequenas diferenças numéricas no valor médio absoluto final de cada execução, quando comparadas com os valores de referência obtidas pelo software GBPAK se deveram, entre outras causas menores às seguintes causas:

- i) Determinação manual e centralização da posição dos canais em relação ao mesmo ponto central correspondente;
- ii) Inversões no sentido da diferença de fase causando valores complementares do valor de defasamento final;
- iii) Diferenças metodológicas intrínsecas devidas a diferentes resoluções nos canais 2D dos pixels usadas na versão #1 deste algoritmo, em comparação com a resolução de empilhamento 1D produzida pelo hardware de deslocamento de fase no sistema automatizado.

As incertezas obtidas, correspondentes às dispersões de resultados dos agregados estocásticos independentes e provenientes de um número predefinido de rodadas do

algoritmo, já se mostram compatíveis com as declaradas para alguns sistemas de estimativa automática, sendo inclusive menores que as declaradas em sistemas de avaliação não automáticos, como no caso dos métodos de inspeção visual direta. O tempo gasto para tais cálculos, porém, se mostrou bem maior que o executado pelo sistema integrado e automatizado do interferômetro GBI e, mesmo tendo sido apresentados resultados relativamente convenientes, se optou por implementar alguns aperfeiçoamentos no Algoritmo #1 básico.

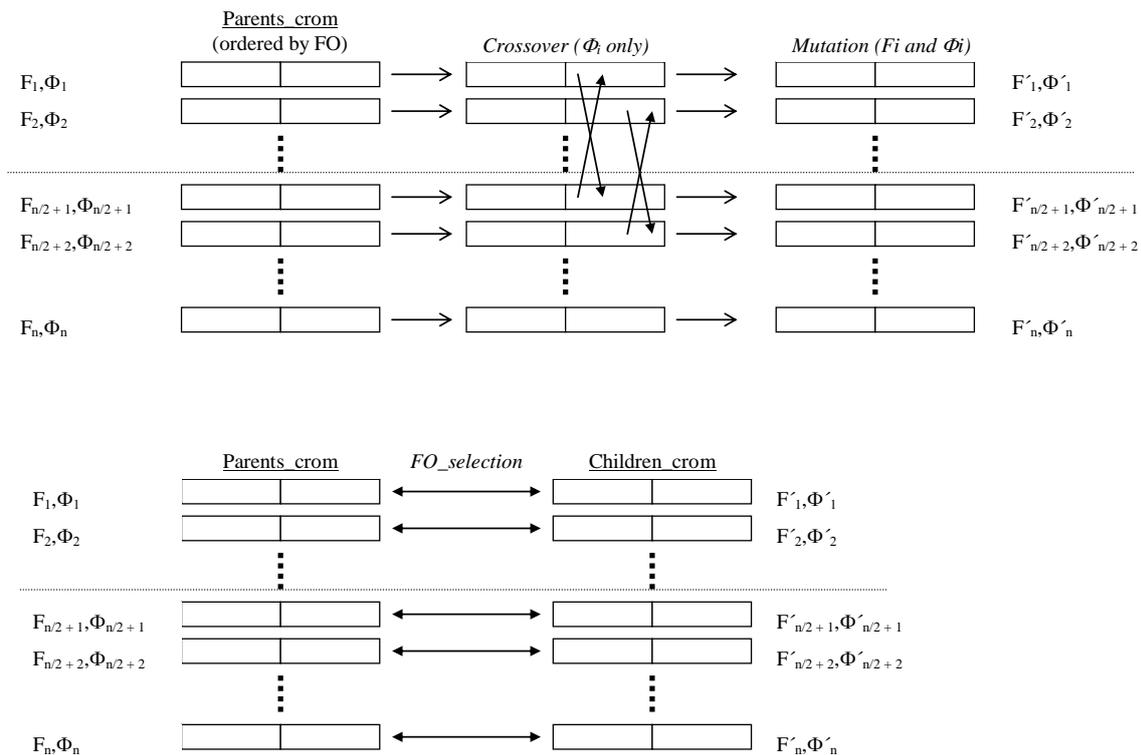


Figura 5.1 – Diagrama esquemático representando as etapas de recombinação, mutação e seleção do Algoritmo #1 (recombinação por troca seletiva; mutação decrescente com o número de iterações de todos os elementos da população de tamanho constante; seleção direta por torneio, com comparação de FO genitor X descendente).

Foi incorporada, desde as primeiras versões do algoritmo, uma rotina de pré-processamento em que se definia, além dos valores máximos, mínimos e médios de intensidade ao longo dos pixels de cada canal, uma operação de “alisamento” (“*smoothing*”) sobre os ruídos e artefatos ópticos do interferograma, sendo esta operação uma das causas do bom desempenho dos algoritmos evolucionários testados com estes dados pré-processados. Para tal se empregou a técnica de convolução gaussiana discreta sobre uma

janela de 7 ou 9 pixels, cujas intensidades ponderadas são centralizadas sobre a posição de cada pixel. O cálculo descrito com o uso desta janela apresenta extrema simplicidade de implementação e tem por característica produzir mínima distorção de fase em comparação com alguns outros tipos de janelas de convolução. Tal operação corresponde analogamente à aplicação de uma filtragem gaussiana no domínio da frequência em torno da frequência fundamental.

Após a etapa de pré-processamento da versão #1 do algoritmo de otimização interferométrica, suas etapas de operação evolucionária propriamente dita podem ser representadas de forma esquemática conforme a Figura 5.1, onde cada “cromossomo” é composto de apenas dois “genes”, correspondendo estes aos parâmetros de frequência espacial (f) e fase (ϕ). O primeiro parâmetro é inicialmente escolhido aleatoriamente dentro de um intervalo de frequências viáveis e o segundo em valores crescentes e identicamente espaçados dentro de todo seu domínio cíclico, para toda a população, que se mantém com tamanho constante ao longo de todas as iterações. As operações de recombinação são inicialmente efetuadas entre posicionamentos extremos no que respeita ao parâmetro de fase, ou seja, entre os cromossomos da primeira metade e os da segunda, seguindo sua ordem de apresentação, e com probabilidade decrescente com o número de iterações. Quando ocorre recombinação, a troca de “material genético” no par de descendentes é realizada pela comutação simples entre ambos os parâmetros de fase dos vetores-pais. As operações de mutação ocorrem independentemente nos dois parâmetros, com amplitude decrescente com o número de iterações e com probabilidade $p_{mut} = 1$, ou seja, ocorrendo sempre a todos os cromossomos e com extensão reduzida a cada iteração. A seleção por torneio ao fim da iteração se dá de forma determinística e somente entre cada genitor e seu descendente direto, não ocorrendo sorteio.

O algoritmo foi executado 100 vezes em cada canal 1D para a obtenção dos seus valores de média (valor final de diferenças de fase) e desvio padrão (repetitividade). Estes desvios se mostraram como incertezas de tipo “A” comparáveis aos métodos comumente empregados de estimativa visual direta. A facilidade de implementação operacional desta versão #1 do algoritmo evolucionário proposto se mostrou então adequada como uma primeira aproximação na substituição dos métodos não-automatizados, contanto que se dispusesse de uma imagem digitalizada do interferograma para cada comprimento de onda.

5.1.2 Algoritmo Evolucionário Aperfeiçoado c/ Amostragem Comprimida e Pós-Etapa Determinística (Algoritmo #2)

A extrema simplicidade operacional do algoritmo anterior, conjugada com o desempenho mediano, mas aceitável, obtido nas comparações de valores apresentadas em FRANÇA & MESQUITA (2011), sugeria ainda que a inclusão de certos aperfeiçoamentos no algoritmo poderia incrementar o desempenho em algumas das suas características básicas. Destas, as de maior interesse e que permitiriam a substituição dos métodos automatizados comerciais, são as figuras de mérito de velocidade de execução e de exatidão na obtenção do resultado final. Estes resultados potencialmente chegam a valores mais adequados do que obtidos pelos métodos tradicionais de computação evolucionária, o que indica a possibilidade de competição válida com o estado da arte dos métodos tradicionais/determinísticos de estimativa de fase.

Portanto, após os testes iniciais apresentados, a versão “#1” do algoritmo citado sofreu algumas mudanças estruturais significativas em suas etapas operacionais, o que justifica denominar esta nova versão distintamente como “Algoritmo #2”.

A primeira destas mudanças se deu sobre a redução radical de pontos de amostragem de intensidade ao longo de cada canal 1D, se aproximando efetivamente do limite de Nyquist. Originalmente, na versão anterior, se considerava a contribuição de todos os 128 pixels nos três canais e isto aumentava o custo das suas respectivas avaliações de FO. Tal modificação apresentou, portanto, uma considerável diminuição da complexidade computacional e do tempo de espera para a convergência do algoritmo.

Para fins de generalidade não se estabeleceram valores fixos típicos para o parâmetro de frequência espacial, pois este parâmetro é estritamente dependente de ajustes da óptica e de posicionamentos dos blocos no interferômetro a cada medida. Portanto, foi implementada uma primeira estimativa de um valor cardinal inteiro aproximado “ f_{cont} ” da frequência espacial de cada canal, através de uma operação de simples contagem dos seus máximos de intensidade obtidos após a etapa de pré-processamento, de tal forma que pudesse estabelecer de forma inequívoca um limite inferior no número de amostragens. Esta definição operacional redutora inclui duas condições de restrição quanto ao parâmetro de frequência por delimitação da região viável/convexa para avaliação das FO no espaço de parâmetros. Tal região se situa estritamente dentro das condições de restrições sobre o parâmetro de frequência no intervalo $[f_{cont} - 1, f_{cont} + 1]$. Os valores iniciais deste parâmetro se distribuem por sorteio aleatório como variáveis i.i.d. dentro deste intervalo para cada “cromossomo”.

O método de recombinação da primeira versão (Algoritmo #1) era baseado na troca simples de valores de um único parâmetro (fase) entre os genitores pareados, e tal operação só resultava em uma diversidade genética boa o suficiente devido à estratégia adotada na escolha inicial de cada integrante no pareamento dos genitores. Esta escolha se dava de forma a que estes “cromossomos” se localizassem inicialmente em pontos opostos no espaço “cilíndrico” quanto aos seus parâmetros de fase, os quais foram escolhidos inicialmente de forma crescente e homogênea por todo o espaço cilíndrico de parâmetros e não aleatoriamente através de uma etapa de sorteio. Esta distribuição permite uma simples operação de conjugação dos pares em intervalos de $N_{\text{crom}}/2$, sem a necessidade posterior de sorteios ou de uma etapa de ordenamento dos “cromossomos” por ordem de aptidão, à medida que os efeitos de mutação aumentada e de seleção “gananciosa” entre pares de pais e filhos direcionem a busca na direção do mínimo global.

Nesta segunda variante de algoritmo evolucionário se incorporou uma das opções utilizadas para o método de cálculo da etapa de recombinação do “toolbox” de GA do MATLAB, denominado de “*heuristic crossover*”, o qual leva em consideração a informação das FO de cada genitor para a composição e da variação dos parâmetros dos descendentes. Uma variante desta abordagem foi adotada, na forma de uma hibridização desta com o método de “*arithmetic crossover*”, ambos aplicados em cada membro do par conforme descrito no Capítulo 3. Tal operador foi aplicado sobre ambos os parâmetros de frequência e fase, diferentemente da simples recombinação por troca discreta dos parâmetros “fase” entre os pares de genitores, conforme fora implementado para a primeira versão (#1) do algoritmo.

A partir deste ponto se optou também por incluir uma etapa de ordenamento dos cromossomos em função das avaliações anteriores da aptidão de suas funções-objetivo a cada iteração. Na primeira versão do algoritmo as avaliações das funções-objetivo (FO) de cada cromossomo eram baseadas em somatórios das diferenças quadráticas ao longo de cada canal 1D, na forma tradicionalmente empregada no cálculo de funções de aptidão em algoritmos evolucionários. Posteriormente, nas versões seguintes, a avaliação das FO passou a se basear no somatório de diferenças absolutas, ou seja, adotou-se o critério de “norma l_1 ” empregado em alguns sistemas de resolução de matrizes esparsas, e em reconstruções de sinais no campo de “*Compressed Sensing*” – CS, conforme visto no Capítulo 3. Tal substituição do erro quadrático anteriormente utilizado reduziu a computação de um número significativo de operações de multiplicação no algoritmo.

As mudanças realizadas no algoritmo original redundaram num conjunto tão distinto de rotinas de cálculo, que podemos afirmar se tratar de outro estilo de algoritmo evolucionário.

Para a obtenção da máxima exatidão no resultado final se incluiu uma etapa de pós-processamento e de “sintonia” em torno do mínimo global, através da aplicação de algoritmos determinísticos clássicos baseados em métodos simplex. O método escolhido devido à sua simplicidade e eficiência foi especificamente baseado na versão do algoritmo “Nelder-Mead” descrita em PEYRE (2010). Uma das características intrínsecas a este estilo de algoritmo é a necessidade de explorar as regiões viáveis a partir de um número mínimo de $(N_{\text{par}} + 1)$ vetores no espaço de parâmetros, onde N_{par} é o número de parâmetros ou a “dimensão” da FO. Esta característica faz com que este algoritmo de busca determinística se adapte perfeitamente bem para a etapa de refinamento final sobre os melhores vetores de parâmetros obtidos a partir de uma etapa prévia de busca evolucionária, realizando a etapa “III” de “aproveitamento” ou “*Exploitation*”, conforme definida no Capítulo 2.

Finalmente, seguindo princípios de economia nas avaliações e amostragens, basicamente inspirados nas pesquisas sobre redução de amostragem realizadas no campo de “*Compressed Sensing*” (CS), se implementou basicamente uma forma da seleção estocástica de poucos pontos de amostragem na mesma coordenada espacial dos três canais 1D, sorteados independentemente a cada iteração. Esta amostragem reduzida, não utilizando as intensidades de todos os pontos de correspondentes aos pixels do canal para o somatório das diferenças, como na versão “#1” do algoritmo, permitiu uma grande economia computacional sobre a etapa especialmente custosa das avaliações das FOs em cada iteração. Apesar da inclusão de operações extras dedicadas à seleção e escolha dos pontos de amostragem no início de cada rodada, a redução em mais de 10 vezes no número de avaliações permitiu manter a operação do algoritmo sobre um número significativamente maior de gerações evolucionárias sem um aumento apreciável no tempo de execução.

Testes realizados nesta versão do algoritmo mostraram que um número levemente menor de amostragens que o determinado pelo limite de Nyquist não chegou a inviabilizar o resultado obtido na etapa evolucionária do algoritmo, ao ser esta seguida de sua etapa determinística para refinamento da solução. Nos piores casos houve uma pequena elevação do desvio-padrão da média em 100 rodadas do algoritmo para cada padrão interferométrico, causado pelo surgimento de eventuais “*outliers*”. Foram obtidos valores de dispersão da mesma ordem de grandeza que os obtidos com o Algoritmo #1, com pequenas distorções sobre o valor médio final. Tal esquema de redução de amostragens não foi, porém, aplicado de forma similar à etapa determinística final (Nelder-Mead – NM) do algoritmo, na hipótese de que a natureza eminentemente estocástica da etapa evolucionária do algoritmo poderia funcionar como blindagem de eventuais efeitos de “*aliasing*” que potencialmente afetassem mais fortemente o desempenho da etapa determinística.

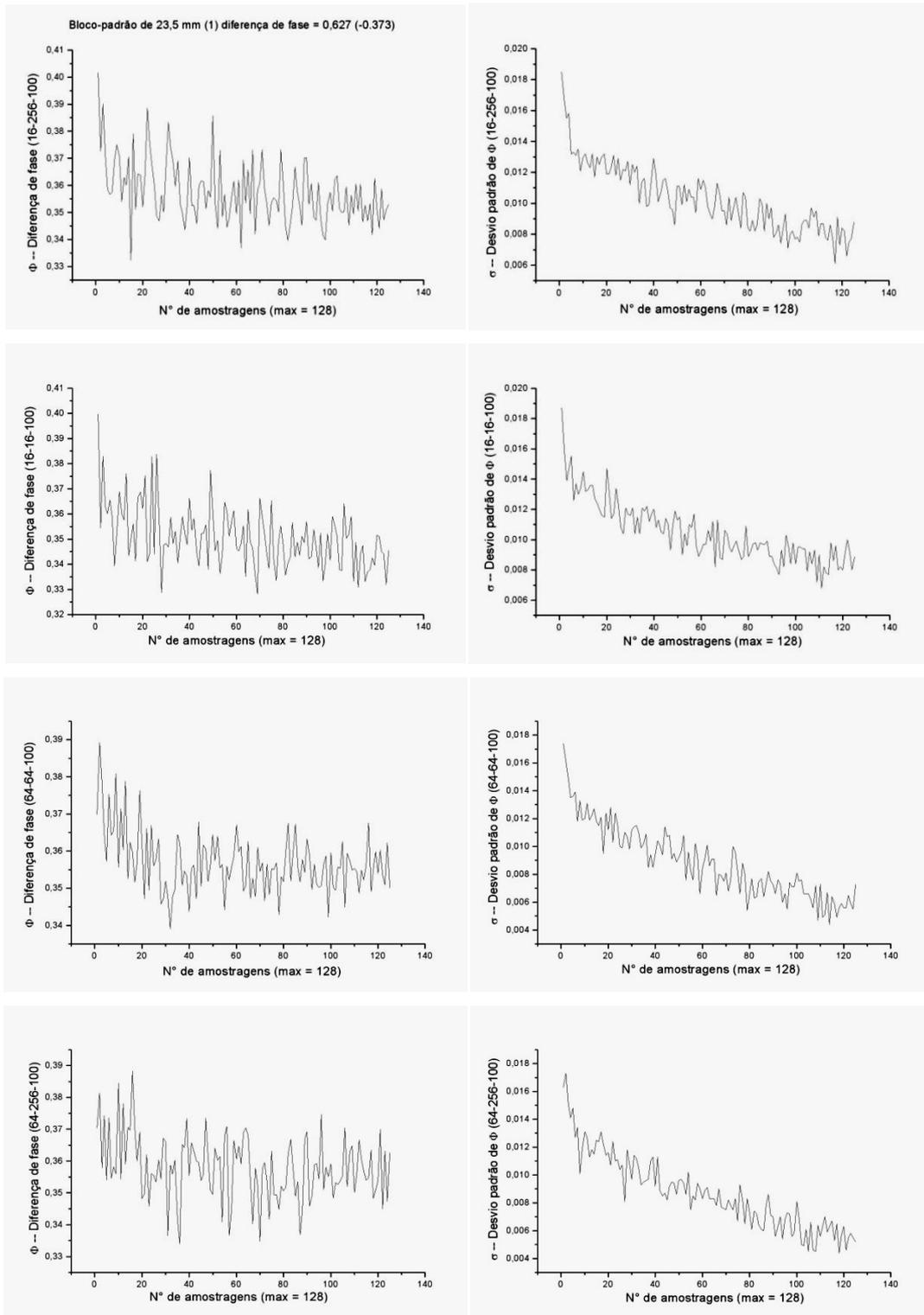


Figura 5.2 - Resultados de simulações com diversos números de pontos de amostragem e distintos parâmetros ($n_{\text{crom}} = 16$ e 64 ; $n_{\text{iter}} = 16, 64$ e 256) da primeira versão do Algoritmo #2, realizadas sobre um único interferograma. Os gráficos das médias de diferenças de fase (aprox. de $0,35$ a $0,36 \mu\text{m}$) e os desvios-padrão destas médias – em 100 execuções cada – para as mesmas combinações de parâmetros são colocados lado a lado.

Como bônus teórico/experimental extra alguns resultados obtidos após a aplicação da redução progressiva do número de amostragens se vêem dos gráficos da Figura 5.2. Nestes são comparados os desempenhos em execuções parciais do algoritmo, incluindo somente as etapas de pré-processamento e de busca estocástica (com exclusão da etapa determinística de refinamento), considerando para tal distintas quantidades de cromossomos (16 e 64 - “n_crom”) e de números de iterações (16, 64 e 256 - “n_iter”). Cada ponto representado nos gráficos acima corresponde à síntese e combinação de 100 execuções independentes, com distintas coordenadas dos pontos de amostragens dos canais 1D para cada execução. Os gráficos à esquerda representam as médias destas 100 execuções e os gráficos à direita os desvios-padrão destas médias, respectivamente.

Uma explicação plausível para a leve distorção visível no valor da média dos valores absolutos de diferenças de fase, representados acima em todos os gráficos à esquerda da Figura 5.2, no sentido do aumento destes com a diminuição do número de amostragens, é a de uma maior ponderação do efeito de um número crescente de pontos correspondendo a resultados finais de tipo “*outlier*” e distribuídos por todo o espaço de parâmetros para uma FO sub-amostrada. Estes “*outliers*” podem expressar o surgimento aleatório de comportamento de “*aliasing*”, bem como uma maior sensibilidade a ruídos de intensidade dos pixels mais distantes do ponto central em um interferograma não ideal. A contribuição destes valores aproxima todas as médias finais a valores com uma leve e crescente tendência à média entre valores mínimos e máximos de diferença de fase, ou seja, igual a 0,5, conforme se reduz o número de amostragens. Seguindo as idéias e conceitos sobre “*outliers*” apresentados em HAWKINS (1980), esta deriva do valor da média pode ser inferida destes perfis como sendo devida à composição estatística da contribuição de uma segunda distribuição retangular espúria variando entre 0 e 1, associada à distribuição originária de uma dispersão de perfil aproximadamente gaussiano, esta última centrada no valor verdadeiro da diferença de fase, à medida em que se reduzam o número de amostragens posicionais aleatórias em quantidades próximas e além do limite de Nyquist. A dispersão composta de ambas as distribuições, seguindo esta hipótese, tenderia também para um aumento no valor dos desvios-padrão, conforme os gráficos à direita da Figura 5.2.

Ainda como implementação de uma técnica conhecida de aceleração da convergência ao mínimo global, inspirada nas técnicas de “recozimento simulado”, foi adotado um critério de seleção de estilo “Boltzmann”, em contraposição ao método mais simples de seleção por vitória em torneios diretos entre cada par “pai-filho”, da forma como previamente utilizada no Algoritmo #1. Foram mantidas as condições de mutação com ocorrência plena ($p_{mut} = 1$) para todos os vetores e se adotou uma ponderação decrescente da extensão da mutação

com cada valor de aptidão, não só com o número de iterações, como no caso anterior. Um critério de penalidade, aplicado sobre o valor da FO sempre que o valor de cada parâmetro de frequência extrapole para além das condições de restrição, foi incluído na forma de um aumento nos valores de FO de forma proporcional à distância de ultrapassagem de barreiras de “zona-morta-linear”.

A inclusão, no fim de três rodadas da etapa de busca estocástica, de um limite máximo de 100 iterações numa etapa NM, provou a grande eficiência (baixíssima dispersão) deste método, mesmo após um número bastante reduzido de iterações na etapa anterior, conforme se vê na figura 5.3.

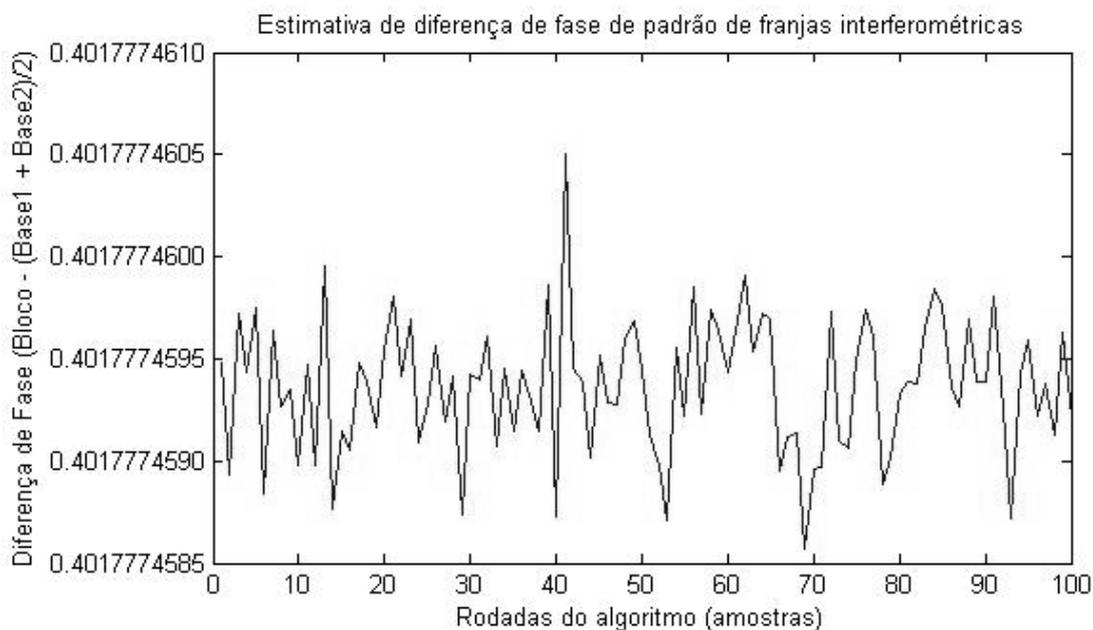


Figura 5.3 – Melhor resultado de uma série de estimativas de diferença de fase de um segundo interferograma real de boa qualidade de imagem, baseado em uma distinta fração de franja – 0,411 – obtida pelo método de “phase shift” em condições ambientais distintas que a usada na figura 5.2 para o mesmo bloco-padrão usado anteriormente. Estes valores foram obtidos após 100 execuções da etapa evolucionária (EA) do Algoritmo #2, cada uma com inclusão posterior de uma etapa NM de 100 iterações, etapa esta efetuada a partir dos melhores vetores de parâmetros após três buscas na etapa previa, O cálculo de aptidão em cada etapa EA utilizou um número mínimo de pontos de amostragem – 3 pixels para cada busca do algoritmo – com parâmetros de tamanho reduzidos ($N_{\text{crom}} = 16$, $\text{num_iter} = 16$) para as três buscas estocásticas.

O desvio padrão amostral obtido para as 100 execuções do algoritmo, representadas na Figura 5.3, foi aproximadamente de 5×10^{-10} . Este valor, além de se manter

aproximadamente constante para valores muito maiores no número de iterações do NM e tendo degradação significativa quando o valor-limite na condição de parada era menor que 90 iterações, ainda apresentou desempenho largamente superior a qualquer método de estimativa de fase conhecido.

Esta diminuta dispersão no resultado final indica que com uma única rodada dos três melhores vetores aplicados a uma etapa determinística posterior podemos prescindir do recurso de reinicialização do algoritmo, como utilizado por alguns algoritmos meméticos, sendo esta empregada apenas para a definição prévia de uma eventual componente de incerteza associada à repetitividade do algoritmo. Portanto, o resultado de qualquer amostra ou rodada, das 100 realizadas independentemente sobre os mesmos dados pelo algoritmo, pode ser escolhido e utilizado como o resultado final da diferença de fase.

Não se deve esquecer, porém, que este desempenho excelente aparente se refere apenas sobre o “locus” de um determinado ponto central escolhido da imagem, e que não necessariamente estes resultados serão idênticos aos obtidos pelo método de “*phase-shift*” se algum outro ponto central de referência for escolhido. Isto explica a diferença de aproximadamente 1 % - muito maior que o desvio-padrão do método - entre os resultados de diferença de fase obtidos pelo método automático de estimativa do interferômetro (0,411) e pelo obtido com o Algoritmo #2 (em torno de 0,4017774595).

Como “*benchmark*” dos valores apresentados pelo Algoritmo #2 (computados sem a etapa “NM”), a guisa de teste comparativo, se empregou uma rotina de FFT embutida no software ORIGINPro, versão 8.5, e considerando para tal o total das amostragens das intensidades dos 128 pontos/pixels ao longo de 3 linhas pré-definidas, no lugar da amostragem aleatória e comprimida sugerida no Algoritmo #2. Após uma operação prévia semelhante de alisamento gaussiano, visando a minimização de ruídos e artefatos ópticos, se chegou ao seguinte resultado:

Usando uma rotina FFT para cada um dos três canais 1D denominados C1, C2 e C3, extraídos do arquivo de imagem de nome “GBFringe1_23,5mm_0,627.bmp” temos as seguintes primeiras aproximações para valores dos parâmetros de “ f ” e “ ϕ ” para cada canal 1D (valores calculados usando os recursos numéricos do ORIGINPro em baixa resolução):

$$C1 - f = 3; \phi = 0,738$$

$$C2 - f = 3; \phi = 0,365$$

$$C3 - f = 3; \phi = 0,750$$

O valor de fase do canal central (C2 – correspondente ao bloco-padrão) é subtraído do valor médio (Cm) dos dois canais da base (C1 e C3), para se extrair a definição da diferença de fase conforme abaixo.

$$C_m = (C_1 + C_3) / 2 = 0,744$$

$$\Delta\phi = C_2 - C_b = 0,365 - 0,744 = 0,620 \text{ (valor complementar de } -0,379)$$

Os valores acima foram calculados assumindo valores discretos/inteiros de frequência para a FFT, sendo esta uma aproximação algo grosseira de uma variação de frequência espacial com valores reais de aproximadamente 2,75 – C1, 2,77 – C2, e 2,78 – C3, mas que mesmo assim permitiu uma razoável aproximação entre as diferenças de fase. Como na versão anterior vemos que se pode comparativamente atingir uma exatidão muito maior pelo uso do algoritmo evolucionário proposto.

5.1.3 Algoritmo Evolucionário Aperfeiçoado c/ Heurística de Redução Progressiva de Elementos e Iterações (Algoritmo #3)

Em uma análise ulterior se propôs reduzir ainda mais o número de operações realizadas pelo Algoritmo #2, através da criação de algum controle heurístico sobre a quantidade ou população válida de seus componentes, ou sobre o limite das iterações. Conseqüentemente, este controle reduzirá o volume de avaliações realizadas nas FO. É uma característica conhecida dos algoritmos evolucionários que se defina a duração da busca por um número de gerações grande o suficiente, para que se obtenha o escape dos mínimos locais e se atinja uma proximidade suficiente ao mínimo global. Um alto índice de concentração de vetores de parâmetros, “cromossomos”, ou membros de “enxame”, na nomenclatura dos algoritmos de tipo “PSO”, sobre uma dada região do espaço de parâmetros, sendo esta condição mantida por um número elevado de iterações, indica claramente que há uma forte redundância de informação ou de perda de “diversidade genética”. Esta redundância indica que provavelmente será efetuado um número desnecessariamente alto de operações de avaliação sobre vetores numericamente muito semelhantes. Esta condição poderia ser minimizada, por um lado, pela identificação e redução sintética dos pares ou agregados de norma mínima, mesmo com o alongamento no tempo de convergência. Por outro lado, através da adoção de uma abordagem de eliminação progressiva dos casos mais disruptivos na seleção, em taxas crescentes ao longo das etapas finais da busca, pode-se economizar muitas operações e, com isso, o custo global na execução completa do algoritmo. Esta última opção implica ainda na

aceitação de um grau crescente de elitismo, com uma redução populacional progressiva, sendo esta tanto mais intensa quanto mais os vetores melhor avaliados se encontrem próximos ao mínimo global.

A efetividade no custo operacional da segunda opção citada nos parece maior. Na prática as operações de recombinação funcionam razoavelmente bem para as aproximações de pares ou grupos de vetores na direção de mínimos locais e/ou globais. Dado que se tenha explorado ao máximo o espaço amostral nas iterações iniciais, ou já se tenha confinada a busca em torno de uma região convexa na etapa de pré-processamento com a função-gradiente da FO razoavelmente bem comportada, o custo operacional de manutenção de operações de reordenamento e dos demais operadores de busca presentes no Algoritmo #2 pode ser drasticamente diminuído por estratégias tais como:

- i) Redução ordenada do tamanho da população;
- ii) Uso de etapas determinísticas mais robustas de busca posterior, integradas à etapas estocásticas anteriores com critérios mais folgados e durações menores;
- iii) Reinício de operações independentes do algoritmo e comparação entre as diversas soluções encontradas, conforme prática habitual na operação de Algoritmos Meméticos.

Esta estratégia, além da possibilidade de refinamento posterior na análise de desempenho do algoritmo, pode nos informar acerca da variância estocástica, associada diretamente à repetitividade de operação algorítmica e usada como um dos parâmetros metrológicos associados à incerteza de estimação de fase.

5.1.3.1 Técnica de Poda (“*pruning*”) para Redução Progressiva da População de Cromossomos

A manutenção de uma parcela da população com baixa aptidão é uma característica desejada em várias modalidades de algoritmos evolucionários. Tal conservação visa tanto a fomentar uma maior diversidade genética como a aumentar a possibilidade de ocorrência de que alguma exploração por parte dos vetores atinja o mínimo global ao longo das iterações. Normalmente a avaliação da FO para todos os novos vetores de parâmetros a cada iteração é uma das etapas de maior custo computacional nos algoritmos evolucionários. Portanto, em uma versão alternativa do algoritmo anterior, que doravante chamaremos de versão “Algoritmo #3”, se incluiu uma técnica muito utilizada em algoritmos de redes neurais e em outros métodos de otimização associados a rotinas de aprendizado de máquina, a qual é chamada de “poda” (“*pruning*”). Esta operação consiste, basicamente, na exclusão progressiva dos elementos relativamente inaptos, cuja avaliação normalmente tenderia a acrescentar muito pouco à evolução da população ou à aproximação final de um padrão.

Estas avaliações comumente representam uma boa parcela de gasto computacional inefetivo, principalmente se alguns elementos de maior aptidão de toda a população já se encontrem nas proximidades do mínimo global.

A aplicação de ambos os conceitos de elitismo e “poda” contribui positivamente para a pressão de seleção e o efeito do segundo se contrapõe ao parâmetro normalmente desejável de diversidade genética, cuja principal consequência é a de suprimir convergências prematuras. Parâmetros de projeto que consigam definir o equilíbrio ótimo entre as duas tendências opostas, basicamente reproduzindo o binômio conceitual “*Exploitation*” X “*Exploration*”, normalmente são de difícil definição analítica, pois sempre são associados à uma forte dependência quanto às características do problema.

Para uma descrição da heurística podemos, então, nos valer mais uma vez da inspiração sobre os sistemas naturais. Existe uma similaridade analógica desta operação abstrata de “poda” com a especialização progressiva que ocorre nas células de um organismo logo após seu nascimento. Todas as células individuais de um organismo complexo contêm os mesmos genes herdados das células germinativas originais. Porém, diferentes modulações epigenéticas acrescentadas ao longo da diferenciação tecidual progressivamente expressam só uma parcela cada vez mais reduzida ou “mascarada” dos genes. A única exceção a esta “especialização” celular são as células-tronco, as quais conservam relativamente poucos marcadores epigenéticos causados pelo organismo circundante. Seu potencial, portanto, é muito mais variado em contraposição com as demais células associadas aos diversos tecidos do organismo. Esta característica de diferenciação no interior dos organismos individuais é análoga à conservação do papel dos indivíduos com maior “diversidade genética” na dinâmica da evolução das espécies.

Enquanto a “poda” epigenética normalmente seria influenciada pelo ambiente externo e causada pelos processos dinâmicos de diferenciação interna nos seres vivos, nas nossas operações evolucionárias particularizadas esta técnica será aplicada de forma fixa ou não adaptativa, a partir de uma heurística mais simples.

A forma heurística de poda escolhida, implementada somente na etapa evolucionária desta versão do algoritmo, se baseia na redução forçada da população viável, ou seja, dos elementos válidos a serem usados nas iterações posteriores do algoritmo, para metade de seu tamanho a cada iteração. Parte-se do pressuposto de uma distribuição inicial homogênea, dentro das condições de restrição, dos parâmetros dos vetores ou “cromossomos”, usando a nomenclatura dos Algoritmos Genéticos. Esta distribuição já induz a que aproximadamente metade dos elementos da população se encontre relativamente próxima ao mínimo global no espaço de parâmetros do problema em análise. Alguns dos

vetores já estariam suficientemente próximos para manterem seus elevados valores de aptidão, calculados a partir da inversa da FO, baseada na norma l_1 empregada, ao longo de todas as iterações evolucionárias de um algoritmo com altos índices de elitismo. Tal conclusão é possível pelo fato de que um dos parâmetros do vetor – a fase – é definido como naturalmente pertencente a um espaço cíclico, conforme visto anteriormente. Esta forma drástica de evolução acelerativa ainda não seria totalmente “gananciosa”, pois ainda comporta a possibilidade da manutenção provisória da existência de alguns poucos vetores relativamente longe do mínimo global e da eventual contribuição destes à busca estocástica efetuada pela maioria dos demais vetores. Porém, tais vetores remanescentes de baixa aptidão apresentam baixa probabilidade de persistência ao longo das iterações subsequentes se estes não produzirem rapidamente descendentes com melhores aptidões ao se recombinarem e/ou sofrerem mutações de forma mais eficiente.

Deve-se ainda considerar que a operação de redução da população será executada até que se atinja a condição de manutenção de uma população mínima, cujo tamanho constante seja suficiente para a execução da terceira etapa determinística. Com isso a quantidade de iterações evolucionárias em que a operação de “poda” se efetive se torna uma quantidade fixa e dependente basicamente do tamanho da população inicial, conforme o exemplo apresentado na figura 5.4.

Nesta versão do algoritmo (Algoritmo #3) foram aplicadas operações de recombinação e mutação similares às utilizadas na versão anterior (Algoritmo #2). Para se minimizar a ocorrência de casos com escape da região convexa se adotou o mesmo esquema de barreira por “zona-morta-linear” sobre as variações dos parâmetros de frequência nos “cromossomos”, incorporando um fator multiplicador de penalidade sobre o valor da FO, cujo valor é linearmente crescente com a distância extrapolada das condições de restrição deste parâmetro e de valor unitário na região dentro destas restrições.

Valores de fase normalizada que extrapolem dos limites de 0 ou 1 em sua variação cíclica (ou dos limites de -0,5 e 0,5 para uma distribuição simétrica) são testados e re-projetados para dentro destes limites após o resultado obtido pelo operador de mutação, mantendo com isso suas variações dentro das proporções adequadas a serem usadas em eventuais operações de recombinações da próxima iteração.

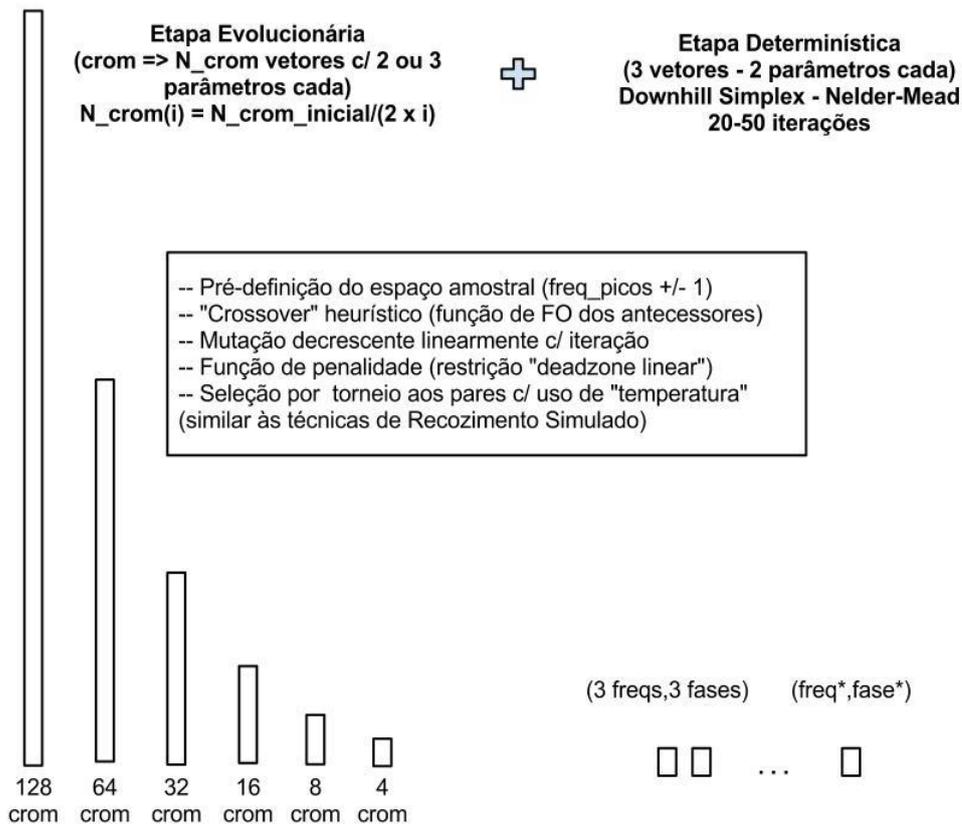


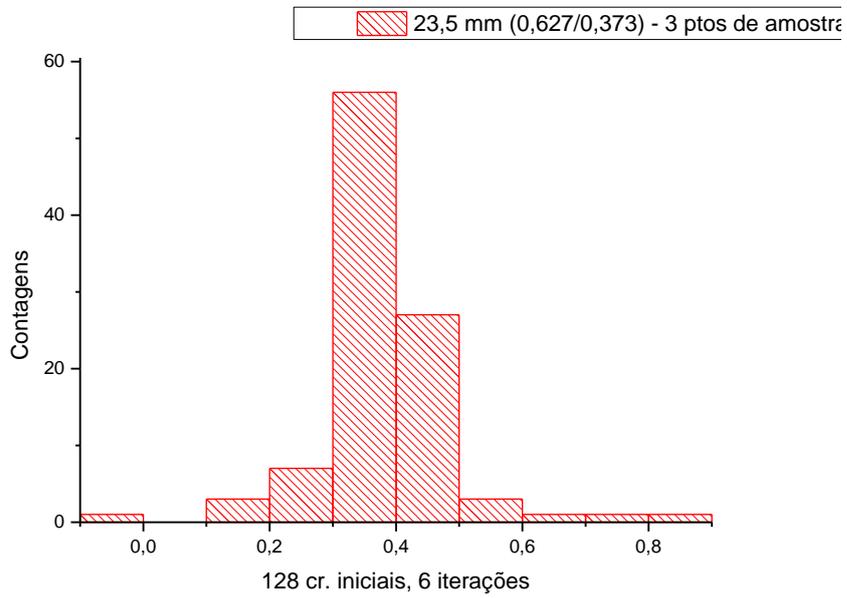
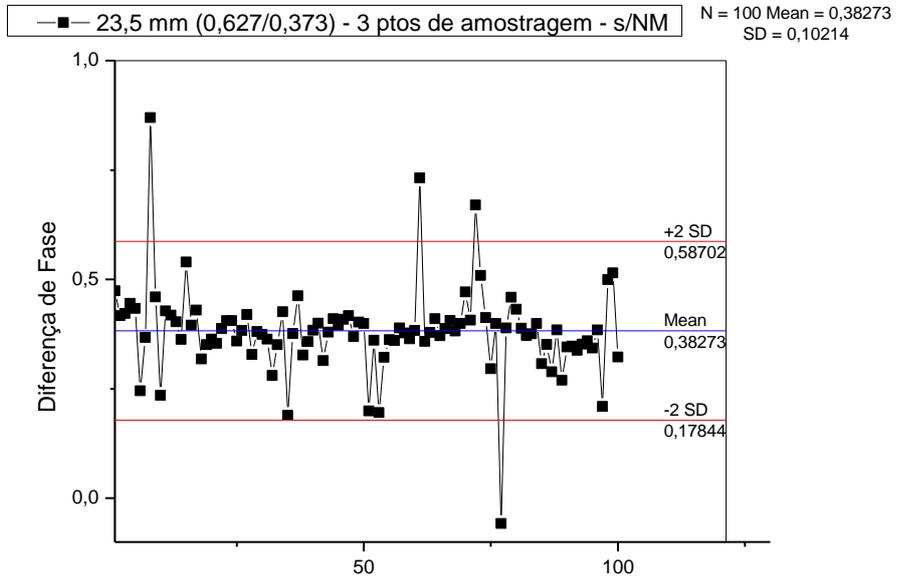
Figura 5.4 – Descrição esquemática da topologia e dinâmica da conjugação das etapas da versão mais eficiente do algoritmo evolucionário proposto (Algoritmo #3) sobre o tamanho decrescente da população a ser avaliada com o emprego da etapa determinística subsequente. Nesta versão se implementou duas condições de parada – limite de iterações e limite mínimo de dispersão entre elementos em iterações sucessivas

5.1.3.2 Efeitos de Pós-Processamento

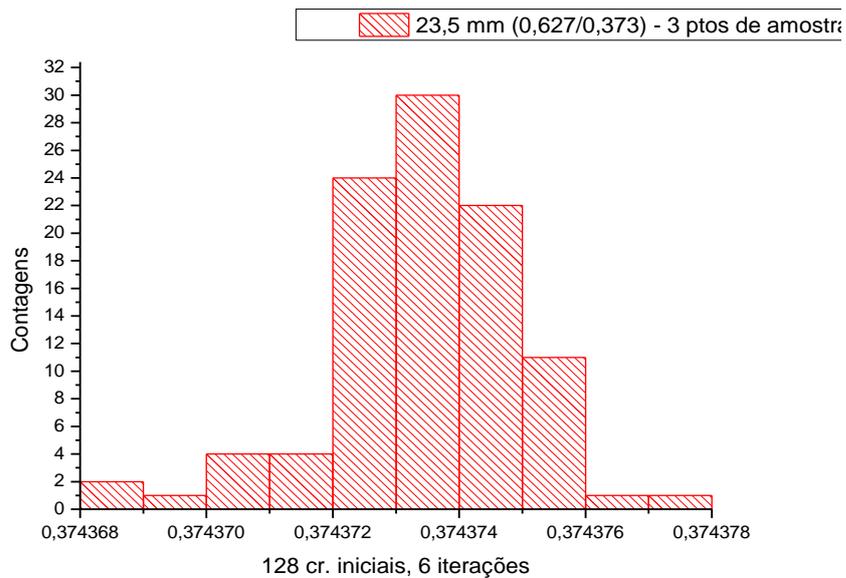
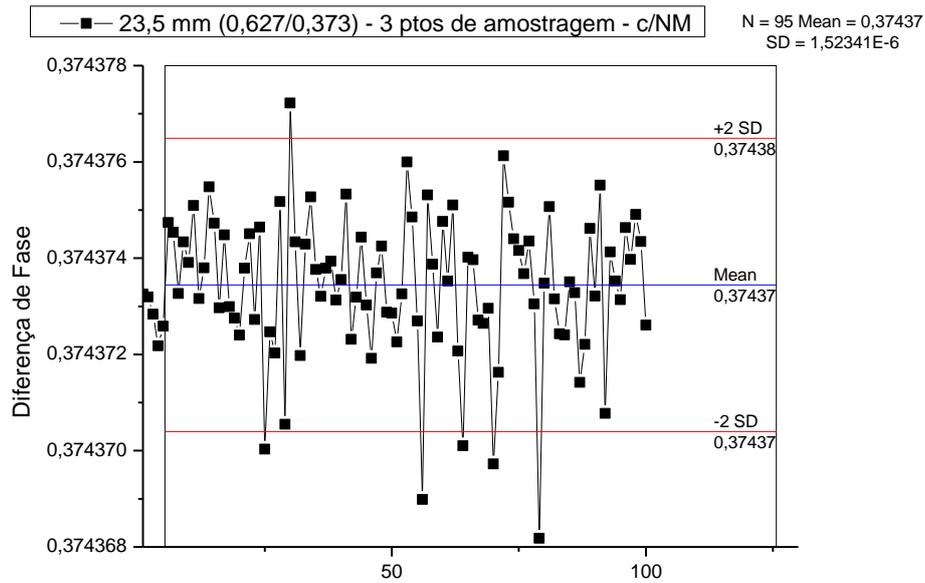
Uma avaliação direta de resultados comparativos quanto à inclusão ou não de uma etapa de pós-processamento a partir de suas rodadas EA, evoluídas a partir de um número reduzido de pontos de amostragens, é apresentada nas versões (a) e (b) da figura 5.5. A economia de operações na redução prévia da população não inviabilizou a etapa “NM”, a qual raramente chegou a superar 40 iterações para atingir a convergência para cada um dos três canais. Sua ausência, porém, mostra que os valores de diferença de fase atingidos em apenas algumas iterações estocásticas não foram suficientemente adequados, considerando-se resultados individuais provenientes de apenas uma rodada do algoritmo em vez da média sobre um agregado de 100 execuções como nos casos anteriores. Isto mostra que, adotando-se um critério limite de economia do custo computacional, pode-se escolher entre duas opções para a obtenção de um resultado final aceitável na diferença de

fase entre os canais de um interferograma: Lançar mão do recurso “memético” de reinícios independentes do algoritmo, considerando o valor médio final obtido sem a última etapa NM como o valor aproximado; ou se empregar o algoritmo completo com pós-processamento por uma etapa NM em uma única rodada do algoritmo, sem reinícios. Esta última opção se revelou consistentemente ser um pouco mais econômica em avaliações da FO, mas ambas podem se considerar como sendo praticamente equivalentes na contribuição da incerteza final devida exclusivamente à aproximação das diferenças entre os parâmetros de fase.

Para a eficaz operação do método de Nelder-Mead não é aconselhável uma redução severa no número de amostragens dos pixels para o cálculo da FO, conforme fora preconizado para a etapa estocástica do algoritmo. Tal se deve à possibilidade de maiores efeitos de “rugosidade” na hipersuperfície de uma FO subamostrada no espaço de parâmetros. Outra possibilidade é o surgimento de variações abruptas e localizadas no perfil da FO no espaço de parâmetros, quando comparado com um perfil-padrão ideal, sendo este um efeito crítico para o surgimento de divergências no caso de abordagens determinísticas. Esta condição indica uma forte dependência da hipótese de convexidade local da região em análise para que a possibilidade de escape do mínimo global seja reduzida nesta etapa. Portanto, diferentemente da etapa anterior, foram amostradas todas as intensidades em todos os 128 pixels dos canais para a determinação da função de “erro_l1”, no trecho final determinístico do algoritmo, com funções-objetivo potencialmente distintas da usada pela etapa anterior. O número de iterações do NM neste caso para cada canal foi de 43, 23 e 26 para os canais 1, 2 e 3, respectivamente, compreendendo operações de reflexão, contração e redução. As operações NM desta etapa foram mantidas em execução até que a razão entre os valores de FO dos vetores de melhor aptidão em iterações sucessivas atingisse um limiar pré-estabelecido como condição de parada.



(a)



(b)

Figura 5.5 - Comparação dos resultados finais e distribuições por histograma dos valores de 100 rodadas do Algoritmo #3, com redução progressiva de cromossomos, para apenas 3 pontos de amostragem. Versões sem inclusão (a) e com inclusão (b) do pós-processamento por um algoritmo determinístico de busca do ponto ótimo ou do mínimo da função-objetivo (FO), através de uma variante de “downhill-simplex” – Nelder-Mead – a ser ativado nas proximidades da região convexa após o término das etapas de busca estocástica prévia do algoritmo evolucionário. A operação de “poda” descrita, se encerra na etapa evolucionária com 4 vetores de parâmetros, dos quais os 3 vetores de maior aptidão são extraídos para a operação desta versão do sub-algoritmo “NM”.

Mesmo com a disparidade crescente de complexidade computacional no cômputo da função-objetivo da etapa determinística, quando comparada com a etapa estocástica subamostrada, a convergência obtida em todas as operações realizadas com baixíssimas dispersões usando o algoritmo completo, ou seja, incluindo para cada etapa evolucionária uma etapa NM para um mesmo resultado, nos permitiria facilmente escolher somente uma das 100 operações independentes do algoritmo como resultado representativo e significativo da estimativa da diferença de fase do padrão interferométrico analisado. Mesmo interrompendo o algoritmo na etapa estocástica, parando antes da inclusão de uma etapa determinística NM, o resultado obtido ainda pode ser adequadamente utilizado com vantagens sobre outros métodos clássicos de determinação de diferença de fase, como no caso de certos métodos baseados nas transformadas discretas de Fourier, ao se levar em conta a média de todas as 100 execuções para a definição final na estimativa da informação de diferença de fase, e se considerarmos o valor da incerteza final preponderantemente devido à repetitividade da estimativa por todas as execuções do algoritmo.

Ainda empregando o mesmo interferograma de referência temos apresentadas nas tabelas 5.3 e 5.4 algumas medidas de comparação, contendo valores que compreendem diferentes taxas de amostragem em faixas “sub-” a “super-Nyquist” no espaço amostral. Podem ser identificados os efeitos estocásticos destas taxas nos valores de média e desvio padrão de diferença de fase obtidos nas versões com e sem inclusão de uma etapa NM do Algoritmo #3, em grupos de três rodadas independentes do algoritmo. Como anteriormente ainda se manteve o número pleno de amostragens ao longo da etapa determinística final, mesmo que nas etapas estocásticas prévias se tenham adotados os valores reduzidos indicados, com a limitação prevista de “*pruning*” considerada para o Algoritmo #3. Depreende-se dos valores obtidos, e dos desvios-padrão associados a estes, que o projeto de uma etapa adequada de pré-processamento seguida das operações estocásticas previstas neste último aperfeiçoamento do algoritmo pode ser um método adequado para a obtenção de dados metrologicamente confiáveis, considerando a reduzida componente de incerteza obtida devida à operação do algoritmo.

Dado que o número de operações computacionais ainda se mostra suficientemente pequeno podemos considerar este método dentro da categoria dos métodos de otimização “*on-line*”, a partir do qual se pode efetuar uma série de tomadas de dados conexas e sequenciais, agregadas aos seus respectivos cálculos, dentro de um processo de medição mais amplo e prolongado. Esta abordagem é especialmente indicada quando se necessita utilizar dois a quatro comprimentos de onda distintos para a estimativa de comprimentos macroscópicos, conforme é a prática usual no uso das distintas imagens correlatas,

oriundas de seus correspondentes interferogramas individualizados. Tal é a prática usual para o caso da determinação metrológica inequívoca dos desvios de comprimento de blocos-padrão (vide a figura 2.2 do Capítulo 2).

Tabela 5.3 – Resultados do Algoritmo #3 (para 3, 6 e 10 pontos de amostragem sem etapa “NM”).

$\Delta\phi$ média	Desvio-padrão	Maior $\Delta\phi$	Menor $\Delta\phi$
<i>3 pontos</i>			
0,3817	0,0082	0,81	0,08
0,3667	0,0066	0,68	0,17
0,3673	0,0092	0,64	-0,02
<i>6 pontos (Nyquist)</i>			
0,3690	0,0024	0,45	--
0,3680	0,0024	0,44	0,30
0,3678	0,0028	0,45	0,30
<i>10 pontos</i>			
0,3673	0,0019	--	--
0,3691	0,0016	--	--
0,3678	0,0015	--	--

Tabela 5.4 – Resultados do Algoritmo #3 (para 3 e 6 pontos de amostragem com etapa “NM”).

$\Delta\phi$ média	Desvio-padrão	Maior $\Delta\phi$	Menor $\Delta\phi$
<i>3 pontos</i>			
0,374373748764	$7,3 \times 10^{-11}$	--	--
0,374373748813	$3,4 \times 10^{-11}$	--	--
0,374373748852	$2,9 \times 10^{-11}$	--	--
<i>6 pontos (Nyquist)</i>			
0,374373748882	$3,2 \times 10^{-11}$	--	--
0,374373748829	$3,0 \times 10^{-11}$	--	--
0,374373748784	$2,5 \times 10^{-11}$	--	--

5.1.4 Algoritmos c/ Extensão de Parâmetros e c/ Menor Precisão Numérica (Algoritmo #4 e Algoritmo #2 modificado)

Considerando que os interferogramas foram extraídos a partir de visualização de superfícies reais não-idealmente planas, a modelagem por uma função senoidal ideal 1D pode não ser a mais adequada para descrever as variações de fase ao longo de cada canal. Uma primeira aproximação parabólica do argumento da função trigonométrica pode representar suficientemente bem a curvatura de superfícies nas regiões próximas do ponto central da face iluminada de um bloco-padrão, e a partir do qual se define diretamente seu

comprimento. Uma iluminação de intensidade não-homogênea sobre a área analisada do interferograma, representadas em várias imagens reais sobre as quais se basearam esta análise, também pode produzir variações pronunciadas de amplitude ao longo do canal. Porém, como o primeiro efeito citado tem consequências muito mais diretas sobre a definição do parâmetro de fase só foi incorporado um terceiro parâmetro de modulação de frequência no vetor de parâmetros para o cálculo da FO, assumindo uma distribuição homogênea na irradiância ao longo do canal.

5.1.4.1 Testes de Multimodalidade para o Algoritmo #4

Esta última versão (Algoritmo #4) do algoritmo de estimativa da diferença de fase entre três canais de um interferograma se difere da versão anterior (Algoritmo #3) então basicamente apenas pela inclusão de mais um parâmetro no espaço de buscas. Devido a isso houve a necessidade adicional de se considerar 4 vetores de parâmetros em vez dos 3 utilizados anteriormente como base para a busca da etapa determinística conforme indicado para o algoritmo Simplex “padrão” na versão Nelder-Mead.

Alguns testes foram realizados a partir da inclusão do parâmetro adicional de modulação de frequência espacial nas etapas de otimização da última versão (#3) do algoritmo original. Este aperfeiçoamento do modelo provocou degradação significativa na dispersão dos resultados obtidos a cada rodada, mesmo após a definição de um número significativamente maior de iterações na execução da etapa determinística final, que anteriormente permitiu aproximações próximas aos limites numéricos. A causa deste comportamento se descobriu se dever ao surgimento de múltiplos modos localizados bastante próximos entre si, os quais se comportam como atratores de peso comparável entre si para os valores de fase relativa do interferograma a ser estimado.

Esta conclusão foi obtida imediatamente após a investigação do resultado da execução do Algoritmo #4 sobre alguns interferogramas distintos. Dentre estes primeiramente se apresenta abaixo o resultado associado ao interferograma “23,5_0,627”, cujo padrão de franjas e de sua diferença de fase relativa entre três canais 1D foram idênticos aos anteriormente utilizados nas análises das versões prévias do algoritmo híbrido desenvolvido nesta pesquisa.

Conforme anteriormente se adotou primeiramente uma quantidade mínima de 3 pontos para o número de amostragens a ser empregado para a computação da FO (sub-Nyquist) na etapa evolucionária. Posteriormente, como das vezes anteriores, se comutou o número de amostragens para o uso pleno de todos os 128 pixels dos três canais do interferograma na etapa determinística Nelder-Mead, de forma similar à realizada para as

versões “Algoritmo #2” e “Algoritmo #3”. Os seguintes valores das diferenças de fase obtidas, algo próximos entre si e com um valor de dispersão obtido aproximadamente entre os valores do Algoritmo #2 sem etapa NM e do Algoritmo #3 com a inclusão desta etapa, estão representados de forma numérica aproximada para se enfatizar a maior escala dos intervalos do agregado no fundo da região convexa em comparação com a concentração das várias execuções sobre o valor de cada modo. Este grau de refinamento e distinção das soluções é mais claramente encontrado após se elevar para 300 o número de iterações na etapa final não-estocástica e para 1000 o número de rodadas do algoritmo:

- (a) -- 0,37368
- (b) -- 0,37460
- (c) -- 0,37552
- (d) -- 0,37644
- (e) -- 0,37698
- (f) -- 0,37789
- (g) -- 0,37882
- (h) -- 0,37973

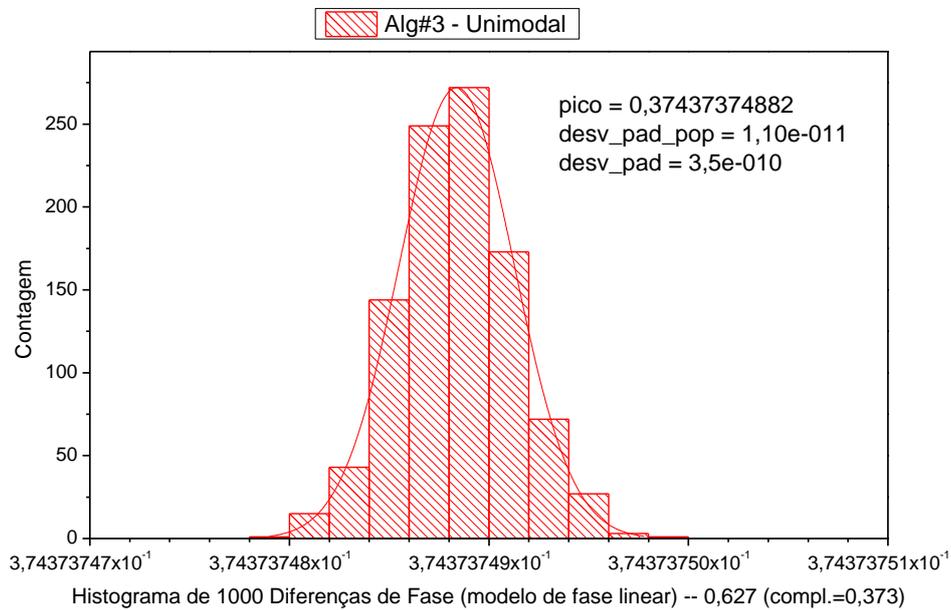
O intervalo do parâmetro de diferença de fase entre os modos vizinhos é, por inspeção, razoavelmente homogêneo, com uma única exceção ocorrendo entre os modos "(d)" e "(e)", cuja diferença mútua se revelou aproximadamente a metade da encontrada entre os demais modos. Considerando-se apenas valores de média e dispersão entre todos os valores obtidos temos abaixo alguns resultados adicionais para a busca da fase relativa média em função do número de pontos de amostragem, definido entre parênteses:

- 0,375605116 +/- 0,00020413 (3 pts.).
- 0,377034430 +/- 0,00018758 (6 pts.).
- 0,377205570 +/- 0,00017032 (128 pts.).

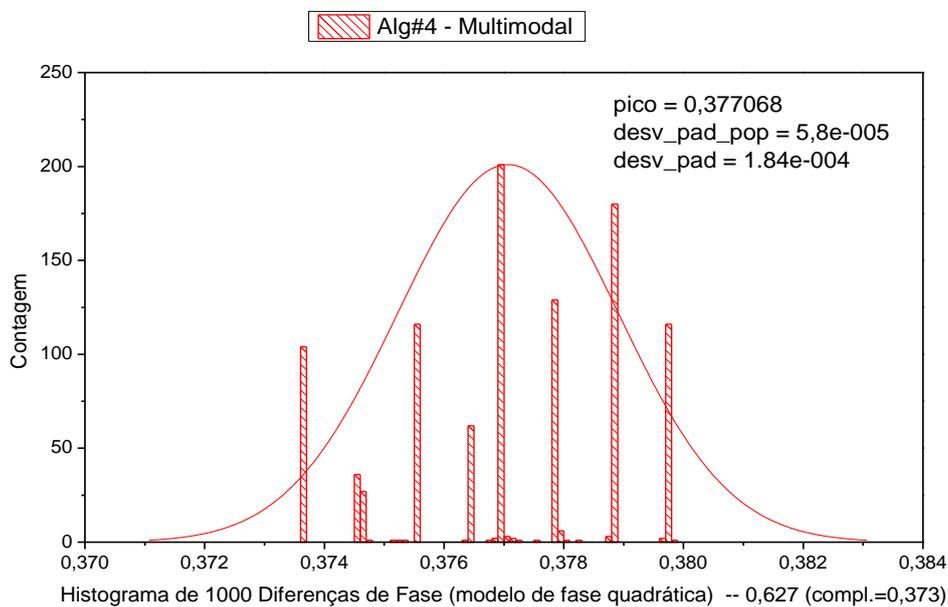
Como se vê pelos valores apresentados acima não só houve degradação da dispersão como se percebe uma maior sensibilidade do valor médio para o caso das buscas com valor “sub-Nyquist” de amostragens para a FO.

Abaixo está representada uma comparação estatística mais detalhada, em dois histogramas distintos, quanto ao desempenho da otimização a partir de várias operações de buscas independentes sobre um mesmo interferograma, segundo os últimos algoritmos

apresentados – Algoritmo #3 e Algoritmo #4 (cuja diferença principal para com o anterior reside na inclusão de um parâmetro extra de modulação de fase).



(a)



(b)

Fig 5.6 – Histogramas dos resultados referentes a 1000 rodadas de execução do Algoritmo #3 - Unimodal (a) - e do Algoritmo #4 - Multimodal (b) - sobre a imagem gravada de um mesmo interferograma real (“23,5_0,627”). No canto superior direito de (b) são representados numericamente somente os dados de valor médio e dispersões do pico principal, sendo este o mais central/intenso.

A definição de uma maior finesse na construção dos histogramas, através da opção de se aumentar a quantidade de execuções de ambos os algoritmos até um número de 1000 rodadas em vez do limite padrão anteriormente utilizado de 100 rodadas para a análise nas versões anteriores, permitiu a inspeção mais clara de uns poucos valores nas vizinhanças dos picos para a operação do Algoritmo #4. Neste caso se mostra uma leve distorção do panorama no espaço de parâmetros causado pela inclusão da possibilidade de se considerar valores de modulação de frequência não-nulos na busca do mínimo global.

Tal distribuição de modos não se manteve semelhante ou de configuração idêntica a outras obtidas de interferogramas distintos, sendo fortemente dependente da forma destes, em análises ulteriores de outros padrões de franjas interferométricas.

Se adotaram os mesmos critérios-limite e figura-padrão analisada, à guisa de validação cruzada, para uma comparação destes resultados com os obtidos pela execução do Algoritmo #2 (p. ex., contendo o mesmo número aumentado de 300 iterações como condição de parada na etapa NM). Isso permitiu a comparação dos resultados anteriormente obtidos com os seguintes exemplos abaixo:

-- $0,376527949388516 \pm 0,00000000028108$ (3 pts.)

-- $0,376527949362789 \pm 0,00000000024863$ (6 pts.)

-- $0,376527949397359 \pm 0,00000000027011$ (128 pts.)

Seu valor médio global se situou aproximadamente entre os modos “(d)” e “(e)” de menor intervalo mútuo, com dispersões bem menores que as devidas pela distribuição nos vários modos surgidos nos modelos com inclusão de modulação de frequência.

5.1.4.2 Testes de Distintas Etapas Determinísticas Aplicadas no Algoritmo #4

Com o fim de se estimar o efeito de possíveis vieses causados pela nossa implementação da etapa NM, se optou por incluir no algoritmo a possibilidade de escolha entre outras abordagens de busca determinística. Permitindo a substituição no Algoritmo #4 da etapa NM original pela opção de busca "fminsearch" – função de otimização construída segundo o método “Simplex” como uma das funções padrão de otimização do Matlab. Usando os valores indicados do parâmetro “tol”, temos abaixo dois resultados representativos de várias execuções que apresentaram comportamento similar:

-- $0,379733423908677 \pm 0,0000000014411$ (tol = $1e^{-9}$)

-- $0,379733424037338 \pm 0,0000000018564$ (tol = $1e^{-12}$)

Ambos os resultados independentes acima considerados correspondem nitidamente à região do modo mais extremo "(h)" dos atratores encontrados anteriormente com o Algoritmo #4 incluindo a implementação própria da etapa NM. Várias outras simulações sob estas condições resultaram na convergência sobre mesmas regiões e valores.

Após este teste se substituiu a etapa NM original pela opção de busca "fmincon" – função para implementação da otimização de funções pelo método "*interior point - Quasi-Newton*" para funções não-lineares com restrições, sendo esta também uma das função padrão de otimização do Matlab. Os resultados seguem abaixo em dois exemplos representativos de algumas execuções:

-- 0,373695026214271 ± 0,0000000055762 (tol = 1e⁻¹²)

-- 0,373695020040053 ± 0,0000000057752 (tol = 1e⁻¹²)

Os resultados acima correspondem ao modo "a)" dos atratores originais em vez da convergência anterior concentrada sobre o modo "(h)" encontrado pela função "fminsearch". Este resultado foi igualmente similar ao de várias outras execuções do Algoritmo #4 usando esta rotina determinística alternativa de busca. Simulações adicionais com maiores valores do parâmetro "tol" (=1e⁻⁶) provocaram o surgimento de alguns poucos "*outliers*" distantes do valor final médio da maioria das rodadas, provocando com isso uma leve distorção quanto ao valor médio acima representado, não tendo sido seus valores expostos por causa disso.

Pode-se concluir a partir destes valores que os dois métodos de busca determinísticos distintos implementados como "*default*" no Matlab tenderam intrinsicamente para diferentes modos, mais especificamente para os extremos opostos dentro do agregado de valores viáveis dos atratores, possivelmente em função da direção de aproximação ou de outros parâmetros ligados à topologia de convexidade da FO. Tal tendência foi claramente inexistente na implementação própria da etapa NM, realizada de forma idêntica para as versões anteriores do algoritmo híbrido. Por outro lado, tal ausência de viés preferencial para um dos modos quando aproximado em muitas execuções tendeu a aumentar a dispersão global e até a modificar o valor médio quando em comparação com os resultados obtidos pelas versões anteriores dos Algoritmos #2 e #3.

Como ferramenta de análise extra se colocou no Algoritmo #4 a opção de se pular a última etapa, com isso excluindo o uso de quaisquer formas de busca determinística final. Os seguintes valores de média e dispersão em 100 execuções se obtiveram abaixo com a exclusão da etapa NM, sendo considerado para todas as rodadas o resultado final de um mesmo número fixo de 64 iterações para a etapa evolucionária intermediária.

-- 0,37470274 ± 0,00080558

Desta vez se adotou uma taxa de amostragem plena de 128 pixels nos 3 canais, diferentemente dos casos anteriores. Este resultado se baseou em um caso excepcional no qual não se apresentaram eventuais “*outliers*”. Estes, quando em número reduzido, são normalmente toleráveis nos casos em que se possa aceitar como resultado final o valor médio obtido de todas as 100 execuções do algoritmo em vez de uma execução singular. O valor de dispersão encontrado neste caso também se apresentou como suficientemente adequado para os fins de aplicação metrológica no problema em análise.

Uma possibilidade extra, não adotada neste último aperfeiçoamento do algoritmo para estimação de diferenças de fase, seria a possibilidade da inclusão de um mecanismo de regulação mais versátil da eficiência e duração de execução do algoritmo híbrido, sendo uma possível extensão da etapa evolucionária para além da última operação de “poda” variando sua quantidade de iterações de acordo com o cômputo dos índices de desempenho a cada iteração estocástica.

A demarcação das condições de exatidão e de incerteza a serem atingidas, pode ser utilizada para a escolha tanto das pré-definições dos parâmetros e limites de iteração como das estratégias de busca determinística a serem aplicadas na terceira etapa, ou mesmo da possibilidade de sua completa remoção.

Esta variabilidade nos parâmetros de operação, conjugadas com a cuidadosa definição das condições de restrição iniciais associadas ao conhecimento prévio das configurações do problema e na demarcação necessária à primeira fase de pré-processamento, sugerem que as etapas aleatórias intermediárias podem ter sua eficiência aumentada em algumas ordens de grandeza. Isso permitiria uma apreciável redução no tempo de execução, indicando ainda um grau de robustez adequado da última versão deste algoritmo (Algoritmo #4) na sua aplicação direta para a estimativa de diferença de fases entre canais unidimensionais.

Como conclusão adicional sobre os resultados acima representados, temos o fato de que a inclusão de mais um parâmetro na função objetivo provocou o surgimento de multimodalidade. Os mínimos locais na FO, localizados próximos entre si no espaço de parâmetros, se agruparam no fundo da uma região convexa similar à anteriormente estimada nas análises com menor número de parâmetros. Porém, ao se adotar a versão diretamente implementada do NM, em vez de usar funções de otimização predefinidas nos ambientes de programação, se ressaltou o aumento de complexidade topológica da FO.

Nesta configuração específica de valores de parâmetros e de modalidade, mesmo uma eficiente etapa estocástica prévia não preveniu para cada execução uma fixação aleatória da etapa determinística posterior em quaisquer dos modos avaliados, não importando o número de iterações da busca nesta etapa.

O ato de permitir uma expressão multimodal na função objetivo, aqui efetivado ao se acrescentar parâmetros extras na sua descrição, pode, por conseguinte, não ser uma estratégia apropriada, devido tanto ao subsequente aumento de complexidade computacional envolvida como a uma dispersão conseqüentemente maior do valor final do parâmetro de fase por todos os modos a partir do número global de execuções do algoritmo. Uma descrição mais exata do perfil de relevo da função-objetivo de cada canal unidimensional do interferograma pela inclusão de parâmetros extras seria de utilidade bem maior para aplicações em classes distintas de problemas, como os referentes à estimação de variações de altura ao longo de linhas e áreas extensas. Este não é o caso do problema específico analisado, o da estimação de diferenças de fase para determinação do comprimento de blocos-padrão. Este mensurando por definição se obtém a partir do ponto central das superfícies de referência, cuja fase estimada é basicamente afetada por variações devidas a efeitos de vizinhança direta nos pixels nos interferogramas.

5.1.4.3 Efeitos de Precisão Numérica sobre o Resultado Final (testes sobre Algoritmo #2)

Outra característica que limita a incerteza numérica do resultado devido à operação dos algoritmos está ligada à própria resolução numérica do sistema computacional usado. Testes realizados, modificando os algoritmos de forma a considerar todas as variáveis operando com precisão “*single*” em vez de “*double*”, produziram aumento de várias ordens de grandeza nas dispersões dos resultados, como se pode ver nos exemplos da tabela 5.5 abaixo, a qual apresenta alguns resultados da segunda versão do algoritmo (Algoritmo #2), originalmente implementado em precisão “*double*” (2^{-52} ou $2,22 \times 10^{-16}$), e do mesmo algoritmo modificado para que todos seus cálculos fossem realizados em precisão “*single*” (2^{-23} ou $1,192 \times 10^{-7}$), ambos desenvolvidos na plataforma Matlab 2007:

Tabela 5.5 – Comparação entre alguns resultados obtidos com precisão “double” e “single” a partir da operação do **Algoritmo #2** sobre os mesmos padrões de interferogramas

Interferograma	Precisão “double”		Precisão “single”	
	Dif. de fase	Dispersão (desv.pad.md.)	Dif. de fase	Dispersão (desv.pad.md.)
<i>7-16 pontos de amostragem – 64 iterações EA – 100 iterações NM</i>				
23,5 – 0,627	0,3743737488355	2.89×10^{-11}	0,3767091	$6,26 \times 10^{-7}$
23,5 – 0,411	0,3925531559500	2.71×10^{-11}	0,4037064	$1,07 \times 10^{-3}$
23,5 – 0,139	0,1329346833275	2.92×10^{-11}	0,1447750	$9,92 \times 10^{-5}$
<i>128 pontos de amostragem – 64 iterações EA – 0 iterações NM</i>				
23,5 – 0,627	0,3747901495357	$7,65 \times 10^{-4}$	0,3927221	0,0118649
23,5 – 0,411	0,3873835137907	$4,78 \times 10^{-4}$	0,4100638	0,0160063
23,5 – 0,139	0,1303732716932	$2,84 \times 10^{-4}$	---	---
<i>7-16 pontos de amostragem – 64 iterações EA – 300 iterações NM</i>				
23,5 – 0,627	0,3743737488453	3.39×10^{-11}	0,3767071	$7,75 \times 10^{-7}$
23,5 – 0,411	0,3925531559004	2.77×10^{-11}	---	---
23,5 – 0,139	0,1329346833387	2.81×10^{-11}	0,1446032	0,0002157

Todas as buscas foram realizadas com a mesma quantidade de (16) vetores com dois parâmetros (frequência e fase) na fase de busca aleatória. Os cálculos de função de aptidão ou FO foram realizados com 7 pontos de amostragem aleatória para os dois primeiros interferogramas e com 16 para o último, pois este apresentava maiores irregularidades de intensidade. Dispersões maiores são apresentadas, como seria previsível, na opção que exclui o uso de iterações de NM, ou seja, sem a última fase de busca determinística que “confinaria” melhor o resultado dentro da região convexa. A eventual propagação de maiores erros numéricos causados pela opção de precisão “single”, provoca diferenças cumulativas na definição final da diferença de fase como sendo da ordem de 0,2 % nos melhores dos casos. Este valor de variação do valor absoluto encontrado tem ordem de grandeza similar à diferença entre os valores médios obtidos após a inclusão de um parâmetro adicional no modelo para cálculo da função de aptidão, conforme aplicado no Algoritmo #4, e os resultados do Algoritmo #3, sobre um mesmo interferograma.

5.2 Estimativas de Complexidade Computacional

Sendo o pré-processamento do sinal senoidal idêntico para os Algoritmos #1, #2, #3, #4, esta operação não teve seu custo computado para fins de comparação entre todas as versões do algoritmo. Apresentamos as contribuições das etapas subseqüentes a seguir.

5.2.1 Operações de Ordenamento

É sabido que, para certos algoritmos evolucionários, entre as operações mais custosas computacionalmente estão as que sejam vinculadas com a etapa de ordenamento

dos vetores de parâmetros por ordem de aptidão, operações estas realizadas a cada iteração da etapa evolucionária dos algoritmos projetados.

A única exceção nesta análise foi o Algoritmo #1, cuja execução prescindiu da realização de qualquer etapa de ordenamento, por se manter os pareamentos estaticamente similares entre os mesmos vetores ao longo de todas as iterações.

O número de etapas de ordenamento para cada versão segue conforme abaixo:

Algoritmo #1 – $N_{ord} = 0$ (s/ ordenamento).

Algoritmo #2 – Nesta versão contendo apenas a etapa evolucionária que se segue ao pré-processamento (ou seja, sem a etapa determinística “NM”), temos:

$$N_{ord} = n_{rod} \left[\frac{n_{crom} (n_{crom} - 1)}{2} \right] n_{iter} \quad (5.2)$$

Onde n_{crom} é o número de vetores de parâmetros (ou “cromossomos”, seguindo a definição clássica dos algoritmos genéticos); n_{iter} é o número de iterações da parte puramente evolucionária do algoritmo e n_{rod} é o número de rodadas deste para extração dos melhores vetores a serem empregados na etapa determinística posterior. A quantidade destes vetores é igual a $n_{par} + 1$, onde n_{par} é o número de parâmetros, que para este caso são apenas 2: frequência e fase do sinal senoidal interferométrico.

Para $n_{crom} = 16 = 2^4$; $n_{iter} = 256 = 2^8$:

$$N_{ord} = 3 \frac{2^4 (2^4 - 1)}{2} 2^8 = 92160 \approx 10^5 < 2^{17} \quad (5.3)$$

Algoritmo #3 – Nesta versão, conforme visto anteriormente, o número máximo de iterações max_iter é condicionado pelo número de vetores de parâmetros n_{crom} , devido à inclusão da operação de “*pruning*” reduzir a quantidade n_{crom} à metade a cada iteração até o limite do número remanescente de vetores necessários à etapa determinística seguinte. A versão empregada do algoritmo Nelder-Mead define, como antes, o número de vetores.

$$\begin{aligned}
N_{ord} &= \left(\frac{1}{2} \right) \sum_{iter=1}^{\max_iter} \left[\left(\frac{n_{crom}}{2^{(iter-1)}} \right) \left(\frac{n_{crom}}{2^{(iter-1)}} - 1 \right) \right] = \\
&= \left(\frac{1}{2} \right) \left[(n_{crom})^2 \sum_{iter=1}^{\max_iter} \left(\frac{1}{2^{2(iter-1)}} \right) - (n_{crom}) \sum_{iter=1}^{\max_iter} \left(\frac{1}{2^{(iter-1)}} \right) \right]
\end{aligned} \tag{5.4}$$

Para $n_{crom} = 128 = 2^7$; $n_{iter} = \log_2(n_{crom}) - 1 = 6$:

$$N_{ord} = \left(\frac{1}{2} \right) \left[2^{14} \sum_{iter=1}^6 \left(\frac{1}{2^{2(iter-1)}} \right) - 2^7 \sum_{iter=1}^6 \left(\frac{1}{2^{(iter-1)}} \right) \right] = 11046 \approx 10^4 < 2^{14} \tag{5.5}$$

Lembrando que cada N_{ord} deve ser multiplicado pelo número de “swaps” do ordenamento ($N_{swap} = 3(n_{par} + 1) = 9$), temos que o Algoritmo #3 apresentou uma redução no número de operações para aproximadamente 10 vezes menos devido ao ordenamento de seus vetores, quando comparado com a execução do Algoritmo #2.

Algoritmo #4 – Similar em operação ao Algoritmo #3. Deve-se considerar apenas o efeito do aumento de “swaps” devido à inclusão de um parâmetro no espaço de buscas, causando um aumento proporcional das operações para 4/3 do valor anterior na complexidade computacional (devido ao fato de que agora $N_{swap} = 3(n_{par} + 1) = 12$).

5.2.2 Operações Devidas às Avaliações da FO

Dependendo do grau de complexidade da FO e do número de amostragens no espaço de parâmetros pode-se considerar esta etapa facilmente como a causa da maior parte do volume de computação dos algoritmos de busca e de sua duração de execução.

Para cada caso temos as seguintes totalizações de operações:

Algoritmo #1 – O número total de avaliações da FO, N_{avalFO} , é de:

$$N_{avalFO} = n_{crom} n_{iter} A_{FO} \tag{5.6}$$

Onde: $A_{FO} = N_{pix} N_{oper}$, sendo N_{pix} = número total de pixels e N_{oper} é o número de operações associados ao cálculo da função de aptidão (ou função-objetivo). Usamos aqui as operações de somas/subtrações, multiplicações/divisões, podendo estas últimas ser simplificadas para deslocamentos binários para o caso especial de um dos termos da operação ser o número 2, inversões/extrações de sinal, e consultas a LUTs no lugar de cálculo de funções

transcendentes ou complexas.

Para os valores de $n_{crom} = 16 = 2^4$; $n_{iter} = 256 = 2^8$; $N_{pix} = 128 = 2^7$; $N_{oper} = 2+1+4+1 = 8$:

$$N_{avalFO} = 2^4 2^8 2^7 8 = 2^{22} = 4194304 < 10^7 \quad (5.7)$$

Algoritmo #2 – Nesta versão contendo apenas a etapa evolucionária que se segue ao pré-processamento (s/ NM), temos:

$$N_{avalFO} = n_{rod} n_{crom} n_{iter} A_{FO} \quad (5.8)$$

Onde: $A_{FO} = N_{pix} N_{oper} = k \cdot freq_{med} [N_{som} + N_{sub} + N_{mult} + N_{LUT} + N_{abs}]$, sendo aqui N_{pix} substituído por um fator proporcional à maior frequência válida medida, que para o caso do nosso algoritmo consiste na mera contagem de picos – máximos ou mínimos – do sinal representado e $n_{rod} = 3$, considerando uma possível etapa “NM” ulterior.

Para os valores de $n_{crom} = 16 = 2^4$; $n_{iter} = 256 = 2^8$; $freq_{med} = 4$; $k = 2$ (limite de Nyquist); $N_{oper} = 2+1+4+2+1 = 10$. Esta versão inclui uma consulta extra a uma LUT – valores para a estimativa da função de ponderação triangular – e a extração de uma diferença em módulo.

$$N_{avalFO} = 3 \cdot 2^4 2^8 \cdot 2 \cdot 4 [2+1+4+2+1] = 983040 < 10^6 \quad (5.9)$$

Algoritmo #3 – Esta versão considera a redução progressiva do número de vetores n_{crom} sobre a quantidade inicial, e seu número de avaliações é dependente da redução desta quantidade, conforme abaixo. Também não foi considerada a inclusão de uma etapa “NM” posterior:

$$N_{avalFO} = A_{FO} \sum_{iter=1}^{\max_iter} \left(\frac{n_{crom}}{2^{(iter-1)}} \right) = A_{FO} n_{crom} \left[2 - \frac{1}{2^{(\max_iter-1)}} \right] \quad (5.10)$$

Onde A_{FO} é calculado da mesma forma que no Algoritmo #2.

Para os valores de $n_{crom} = 128 = 2^7$; $n_{iter} = 4 = 2^2$; $N_{pix} = 128 = 2^7$; $N_{oper} = 2+1+4+2+1 = 10$ (como no Algoritmo #2):

$$N_{avalFO} = 2 \cdot 4 \cdot 10 \cdot 2^7 \left[2 - \frac{1}{2^5} \right] = 10 [2^{11} - 2^5] = 20160 \ll 10^5 \quad (5.11)$$

Algoritmo #4 – De cômputo essencialmente idêntico ao realizado para o Algoritmo #3, exceto quanto ao aumento devido à inclusão de operações de cálculo associadas ao parâmetro extra de modulação de frequência ($N_{oper} = 3+1+6+2+1 = 13$).

Comparando diretamente os valores obtidos temos que o Algoritmo #1 é aproximadamente 4 vezes mais custoso que o Algoritmo #2, o qual é aproximadamente 50 vezes mais custoso que o Algoritmo #3 e 37,5 vezes que o Algoritmo #4, sendo todos estes valores referentes à complexidade computacional relativa, sob os parâmetros especificados típicos de cada versão. Tal avaliação foi relacionada especificamente às operações mais custosas associadas à computação da FO, não se levando em conta o tempo gasto para a execução dos demais operadores lógicos adicionais.

5.2.3 Efeitos Comparativos da Complexidade Computacional em Função de Modificações nos Parâmetros de Execução

Inspecionando ambos os fatores principais anteriormente abordados, ou seja, número de ordenamentos e avaliações de FO, pode-se dizer que, à medida que se aperfeiçoaram as versões na seqüência dos algoritmos, houve uma redução gradativa do número bruto de operações realizadas para obtenção do mesmo resultado aproximado. A exceção foi uma ausência de operações de ordenamento no Algoritmo #1, largamente compensada pelo seu número bem maior de avaliações de FO. O aumento relativo de 1,3 vezes do número de operações de avaliações da etapa estocástica do Algoritmo #4 perante a versão com um parâmetro a menos do Algoritmo #3 se expressa por valores semelhantemente proporcionais na etapa determinística “NM” posterior, pois foi incluído nesta também um parâmetro extra.

A complexidade computacional relacionada às operações estritamente algorítmico-evolucionárias em cada versão do algoritmo de busca também não foi analisada, sendo consideradas como relativamente semelhantes para todas as versões, com a exceção do Algoritmo #1. A expressiva redução do número de iterações nas versões #3 e #4, no entanto, forçosamente provoca a redução da quantidade total de etapas relacionadas com estas operações nestas versões posteriores.

A complexidade computacional associada à etapa final determinística “NM”, sendo também fortemente dependente do número de avaliações da FO para um número reduzido de vetores de parâmetros (de 3 vetores para o Algoritmo #2 e Algoritmo #3, e de 4 vetores para o Algoritmo #4), foi considerada razoavelmente homogênea em todas as versões, pelo

fato de se ter adotado o mesmo número de iterações, com a exceção do Algoritmo #1 onde não existe etapa determinística. O peso desta fase, portanto, não representaria um diferencial de análise significativo.

Quando se combinam os indicadores de complexidade computacional associada com as avaliações da FO, sendo estes mais representativos do que a etapa de ordenamento, com as dispersões obtidas para cada caso temos uma diferenciação mais clara entre as várias versões do algoritmo proposto.

Na tabela 5.6 abaixo são mostrados vários resultados a partir de várias taxas de amostragem e variações operacionais. N_{pix} sendo o número de amostragens de cada canal, N_{crom} o número de vetores de parâmetros em evolução, N_{iter} o número de iterações da etapa evolucionária, N_{exec} o número de execuções independentes do algoritmo, N_{aval} o número de avaliações da FO, $Frac$ a diferença fracional de franjas, $Disp$ a dispersão e $Indice AD$ um índice de desempenho definido pela combinação dos valores de N_{aval} e $Disp$. Estas variações foram incluídas a partir da estrutura básica dos algoritmos #1, #2, e #3, com a omissão do Algoritmo #4 nesta análise, devido a esta versão ter a mesma estrutura interna do Algoritmo #3 com a inclusão de um parâmetro extra, que tornaria a comparação global levemente enviesada. Sempre que possível se optou por omitir eventuais casos de execução com surgimento de “outliers” que pudessem distorcer os valores de dispersão obtidos a partir de 100 rodadas independentes de cada algoritmo, realizadas sobre o interferograma artificial supracitado. Estão implícitas inclusões de quantidades extras de avaliações de FO sobre 3 vetores nas iterações das etapas NM, com amostragem plena dos 128 pixels, nas opções do Algoritmo #2 (c/NM - 100 iterações) e do Algoritmo #3 (c/NM - 40 iterações).

As dispersões nas linhas da tabela para o valor $N_{exec} = 1$ são deduzidos dos resultados obtidos para $N_{exec} = 100$ independentes. Estas dispersões associadas a uma execução isolada representam o desvio padrão amostral em vez do desvio padrão da média da população, podendo este valor ainda ser associado ao valor de incerteza operacional, contanto que o algoritmo tenha sido rodado apenas uma vez para a estimativa das diferenças de fase. A diferença dos valores de dispersão na penúltima e nas duas linhas anteriores se refere a um caso excepcional em que não houve o surgimento de nenhum “outlier” isolado como resultado das rodadas. Esta tendência de aparecimento de alguns poucos resultados baseados em mínimos locais foi frequente à medida que se tentava aproximar a função senoidal dos canais do interferograma por um número similar ou menor de pontos que o definido pelo limite de Nyquist, que para o caso da frequência espacial dos dois padrões dos interferogramas analisados era de 6 pontos de amostragem.

Tabela 5.6 – Comparação de resultados a partir de escolha de distintos parâmetros operacionais em diversas execuções dos Algoritmos #1, #2 e #3, pelos seus índices “AD” de complexidade computacional (considerando Índice AD = $N_{aval} \times Disp$).

<i>Interf</i>	<i>N_pix</i>	<i>N_crom</i>	<i>N_iter</i>	<i>N_exec</i>	<i>N_aval</i>	<i>Frac</i>	<i>Disp.</i>	<i>Índice AD</i>
Algoritmo #1								
0,411	128	16	60	256	31457280	0,407	0,0021	66060,288
0,411	128	20	100	100	25600000	0,411	0,0036	92160,000
Algoritmo #2 (s/NM)								
0,373	128	16	256	100	52428800	0,353	0,0090	471859,200
0,373	128	16	16	100	3276800	0,346	0,0088	28835,840
0,373	128	64	64	100	52428800	0,350	0,0072	377487,360
0,373	128	64	256	100	209715200	0,365	0,0052	1090519,04
0,373	6	16	256	100	2457600	0,359	0,0132	32440,320
0,373	6	16	16	100	153600	0,363	0,0126	1935,360
0,373	6	64	64	100	2457600	0,357	0,0139	34160,640
0,373	6	64	256	100	9830400	0,374	0,0141	138608,640
0,373	3	16	256	100	1228800	0,402	0,0185	22732,800
0,373	3	16	16	100	76800	0,400	0,0188	1443,840
0,373	3	64	64	100	1228800	0,370	0,0174	21381,120
0,373	3	64	256	100	4915200	0,370	0,0162	79626,240
Algoritmo #2 (c/NM)								
0,411	128	16	256	100	161126400	0,401777	3,30E-011	0,0053
0,411	128	16	256	1	1611264	0,401777	3,30E-010	0,0005
Algoritmo #3 (s/NM)								
0,373	10	252	5	100	252000	0,367	0,0019	478,800
0,373	6	252	5	100	151200	0,369	0,0024	362,880
0,373	3	252	5	100	75600	0,382	0,0082	619,920
Algoritmo #3 (c/NM)								
0,373	6	252	5	100	1687200	0,3700	0,000032	53,990
0,373	3	252	5	100	1611600	0,3700	0,000053	85,415
0,373	3	252	5	100	1611600	0,3743733	1,52E-007	0,246
0,373	3	252	5	1	16116	0,3743733	1,52E-006	0,025

A inclusão de quaisquer operações ligadas ao cálculo de eventuais índices de teste/desempenho por iteração não foi utilizada para a computação destes valores.

5.2.4 Evolução de Índices de Desempenho ao Longo das Etapas Evolucionárias

Visando uma possível avaliação de desempenho comparativo entre os Algoritmos #2, #3 e #4, sendo estes executados sobre os mesmos três canais 1D de um dos interferogramas analisados anteriormente (“23,5 – 0.627”), se implementou dentro das etapas evolucionárias dos respectivos algoritmos algumas linhas de comando extra para a computação de uma das versões progressivas do Índice de Aprofundamento (“*Exploitation*”) anteriormente descritas no Capítulo 4. Mais exatamente foi usada uma variação sobre a equação (4.18), com substituição do valor de cada FO_i da iteração anterior pelo menor valor de FO (melhor aptidão) desta. Este índice em especial avalia o ganho em aptidão do melhor vetor de parâmetros em toda a população em evolução, a cada iteração sucessiva e com

conservação de sinal, e pode ser utilizado como um dos parâmetros usados no critério de passagem das iterações evolucionárias da segunda fase para as iterações determinísticas da terceira fase dos algoritmos em questão. Nas três figuras a seguir são representadas evoluções típicas dos respectivos índices de desempenho utilizados (rotulados como “IndexXT_Best”), referentes à variação incremental relativa do vetor de parâmetros cuja implementação melhor aproxime a função modelada de cada sinal original a um dos canais 1D do interferograma analisado. Tais valores são correspondentes às respectivas iterações ao longo da última rodada independente em cada versão dos algoritmos propostos.

Deste exemplo depreende-se que as variações semi-elitistas apresentadas pelo índice “IndexXT_Best” no Algoritmo #2, sendo estes valores ou nulos ou apresentando sinal sempre positivo ao longo das 64 iterações, são relativamente mais raras que nas outras duas versões e de caráter menos “exploratório”. Isto potencialmente indica uma maior probabilidade de fixação prolongada em mínimos locais na evolução do vetor de parâmetros com maior aptidão, sem melhorias aparentes por um número significativo de iterações.

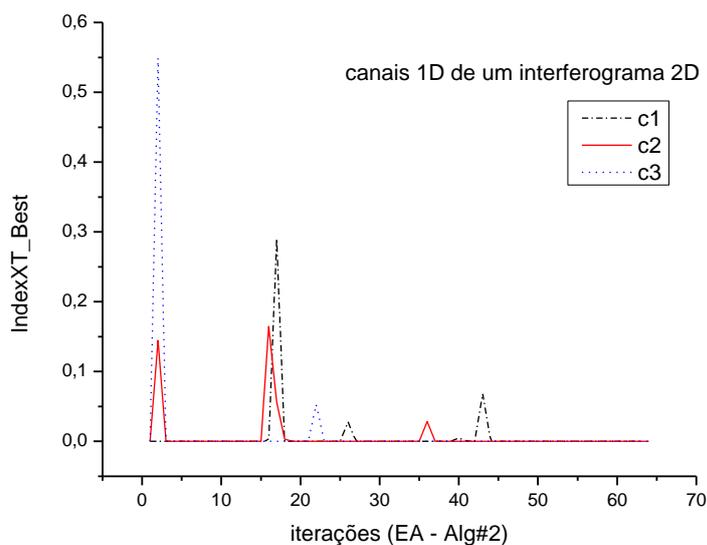


Figura 5.7 – Evolução do Índice “XT” do melhor vetor de cada canal 1D a cada iteração realizada pelo Algoritmo #2 – população constante de 16 vetores de parâmetros; 64 iterações; Seleção por torneio binário

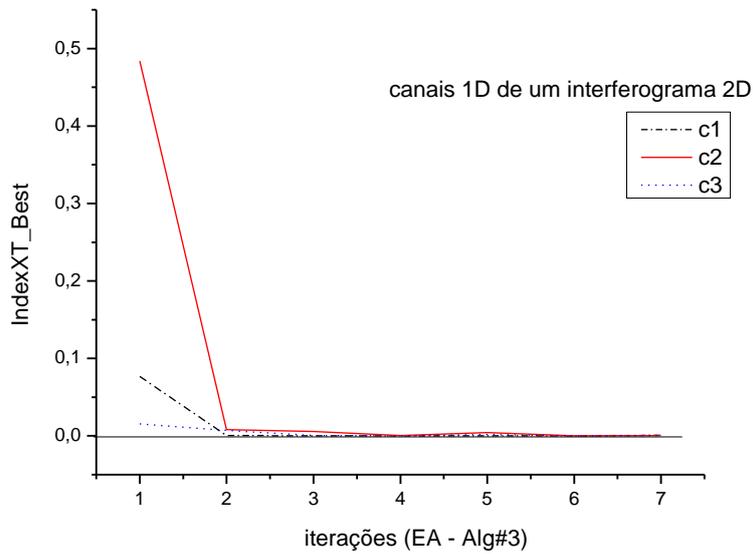


Figura 5.8 – Evolução do Índice “XT” do melhor vetor de cada canal 1D a cada iteração realizada pelo Algoritmo #3 – população inicial de 128 vetores de parâmetros com “poda”; 7 iterações; Seleção Boltzmann/torneio binário

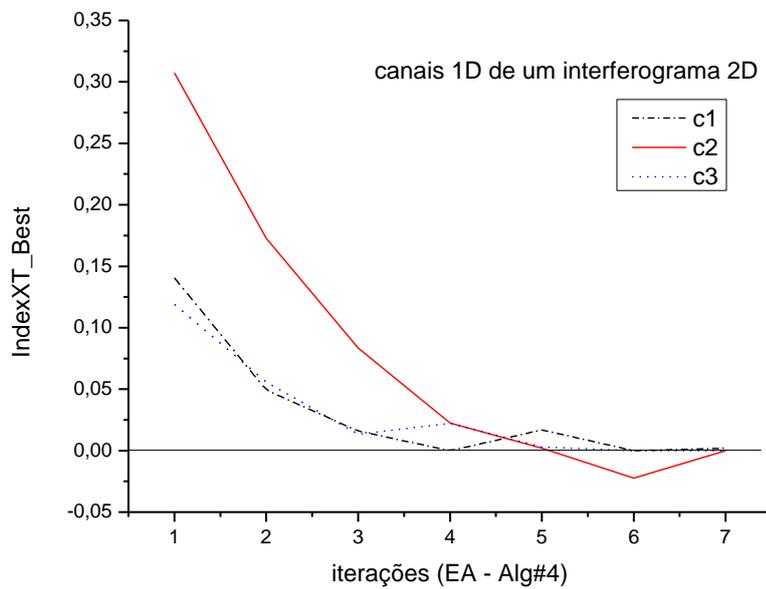


Figura 5.9 – Evolução do Índice “XT” do melhor vetor de cada canal 1D a cada iteração realizada pelo Algoritmo #4 – idem Algoritmo #3, com acréscimo de um parâmetro adicional (modulação de frequência espacial)

A melhoria significativa da aptidão apresentada pela rápida redução do índice logo nas primeiras iterações do Algoritmo #3 mostra a robustez dos novos operadores adicionados, como a seleção por critério de Boltzmann/Metropolis e a operação de poda sobre a metade dos vetores com piores aptidões a cada iteração. Por outro lado, a variação mais gradual do melhor valor da aptidão obtida no Algoritmo #4 mostra que os operadores utilizados nesta versão apresentam um comportamento de convergência mais previsível, mesmo que com a necessidade de explorar mais uma dimensão do espaço de parâmetros nesta versão. Em outros casos avaliados por vezes o algoritmo permitia até uma pequena piora relativa ocasional da função de aptidão, ao longo de um número comparativamente bem mais reduzido de iterações evolucionárias bem sucedidas.

A subsequente convergência no estágio Nelder-Mead posterior da terceira etapa, o qual sempre apresenta “*outliers*” em quantidade significativamente menor que o necessário para a obtenção de valores aceitáveis nas dispersões, mostra ainda uma convergência eficiente e robusta para o mínimo das regiões quase-convexas. Uma etapa posterior de remoção de “*outliers*” nos resultados finais seguida de recálculo de média e desvio-padrão populacional pode reduzir significativamente este último parâmetro e indicar uma incerteza aceitável associada à operação do algoritmo em si.

Posteriores estudos mais extensos sobre a distribuição dinâmica e “clusterização” dos parâmetros dos vetores evolucionários em seus “cenários comportamentais” (“*Behavioural Landscapes*”), conforme a definição de TURKEY & POLI (2013), podem facilitar ajustes mais finos dos parâmetros operacionais das versões apresentadas dos algoritmos de busca e otimização, visando suas maiores eficiências em tempo e custo computacional. No entanto, mesmo que a robustez dos métodos desenvolvidos já tenha se manifestado nos testes realizados com os interferogramas reais e parâmetros heurísticamente escolhidos, subsistia a necessidade de se estimar as contribuições mais intrínsecas à operação do algoritmo, ou seja, que fossem independentes de eventuais não-idealidades quanto aos dados amostrais empregados

5.3 Testes dos Algoritmos Sobre um Interferograma Simulado

Para uma melhor classificação e definição de eventuais erros sistemáticos provenientes das operações de computação ou de quantização dos dados de um interferograma analógico se criou uma imagem de padrão digital de franjas ideal similar à obtida de um bloco-padrão, conforme a Figura 5.7 abaixo. Nesta imagem a defasagem entre o padrão da ROI central correspondente à superfície superior do bloco e a do padrão das

regiões laterais foi projetada para ter um valor exato de 60 % (valores absolutos de fase nos três canais: 0,4643, 0,8644, 0,4645), e suas frequências espaciais exatamente idênticas com valor predefinido de 3,141596. Adotou-se o valor aproximado de “pi” visando evitar o uso de números inteiros que pudessem manifestar quaisquer efeitos de “harmônicos” numéricos sobre os resultados finais. Neste padrão simulado se evitou acrescentar qualquer aposição de ruídos gaussianos, irregularidades em valores de intensidade máxima ou mínima, bem como acrescentar valores impulsivos provocados por artefatos ópticos, todos estes normalmente presentes em interferogramas reais.

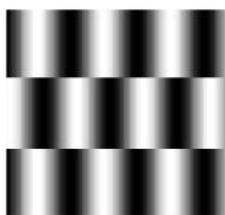


Figura 5.10 – Interferograma simulado construído com valor arbitrado de 60 % para a fase relativa mútua (FRM), com dimensões similares aos interferogramas reais anteriormente analisados

As tabelas 5.7 e 5.8, apresentadas posteriormente, mostram alguns resultados comparativos de execuções dos Algoritmos #2, #3 e #4 sobre o padrão interferométrico simulado citado. Destes resultados podemos extrair aproximações válidas de valores correspondentes aos erros de quantização e de aproximação, além de uma estimativa aproximada dos enviesamentos produzidos por cada algoritmo de aproximação.

Para os casos de surgimento de “*outliers*” ocasionais, os quais possam perturbar significativamente os resultados obtidos, se acrescentou aos referidos algoritmos uma sub-rotina extra após a interrupção das etapas de busca determinística, sendo sua cardinalidade indicada, nas tabelas 5.7 e 5.8, pelo número absoluto de “*outliers*”, seguido do caractere “O”, grafados entre “<>”, e colocados logo após a informação dos desvios padrão associados a cada conjunto de rodadas de teste. A operação de tal sub-rotina visava à remoção de tais valores indesejados, com posterior recálculo das médias e desvios-padrões expurgados para os casos de “melhor capacidade de estimativa”, conforme mostrados nas respectivas linhas das tabelas citadas.

Tabela 5.7 – Médias e desvios padrão das fases relativas mútuas estimadas sobre interferograma simulado (Algoritmo #2)

Parâmetros	Rodadas	Média	Desvio- padrão
<i>Algoritmo #2 (s/ alisamento gaussiano e NM c/ critério de parada)</i>			
7 pts, 256 iter, 16 crom, 3 rodadas p/ NM(300 iter)	1000	0,599579188564972	0,000313671815325 <40>
Idem c/ remoção de “outliers”	1000	0,599554825846519	0,000000000326872
7 pts, 64 iter, 64 crom, 3 rodadas p/ NM(300 iter)	1000	0,599554825846519	0,000426729988435 <100>
Idem c/ remoção de “outliers”	1000	0,599969441478046	0,000000000284478
7 pts, 256 iter, 16 crom, 3 rodadas p/ NM(300 iter)	100	0,601817387868466	0,003713972286821 <20>
Idem c/ remoção de “outliers”	100	0,599969442421612	0,000000000784624
7 pts, 64 iter, 64 crom, 3 rodadas p/ NM(300 iter)	100	0,598046171839422	0,002222034468217 <20>
Idem c/ remoção de “outliers”	100	0,599969442558365	0,000000000902640
<i>Algoritmo #2 (s/ alisamento gaussiano e NM só c/ limite de iterações)</i>			
7 pts, 256 iter, 16 crom, 3 rodadas p/ NM(300 iter)	1000	0,598447500241527	0,000592257179244 <130>
Idem c/ remoção de “outliers”	1000	0,599969441996909	0,00000000001176
7 pts, 64 iter, 64 crom, 3 rodadas p/ NM(300 iter)	1000	0,599408848698122	0,000733367582178 <130>
Idem c/ remoção de “outliers”	1000	0,599974662526812	0,000003889697220
7 pts, 256 iter, 16 crom, 3 rodadas p/ NM(300 iter)	100	0,599969441994760	0,00000000004209 <10 fraco>
Idem c/ remoção de “outliers”	100	0,599969441997552	0,00000000002775
7 pts, 64 iter, 64 crom, 3 rodadas p/ NM(300 iter)	100	0,597769124977088	0,002200317017832 <10>
Idem c/ remoção de “outliers”	100	0,599969441993860	0,00000000003021
<i>Algoritmo #2 (c/ alisamento gaussiano e NM só c/ limite de iterações)</i>			
7 pts, 256 iter, 16 crom, 3 rodadas p/ NM(300 iter)	1000	0,599293697486935	0,000489916796981 <110>
Idem c/ remoção de “outliers”	1000	0,599959657578709	0,00000000000803
7 pts, 64 iter, 64 crom, 3 rodadas p/ NM(300 iter)	1000	0,599819482664710	0,000581220701041 <110>
Idem c/ remoção de “outliers”	1000	0,599959657580070	0,00000000000805
7 pts, 256 iter, 16 crom, 3 rodadas p/ NM(300 iter)	100	0,599959657577934	0,00000000002789 <0/O>
7 pts, 64 iter, 64 crom, 3 rodadas p/ NM(300 iter)	100	0,599959657580451	0,00000000002941 <0/O>
4 pts, 256 iter, 16 crom, 3 rodadas p/ NM(300 iter)	100	0,599999318073358	0,00000000024321 <10>
Idem c/ remoção do “outlier”	100	0,599999318098060	0,00000000000580
4 pts, 64 iter, 64 crom, 3 rodadas p/ NM(300 iter)	100	0,598526366737912	0,001472951359428 <10>
Idem c/ remoção do “outlier”		0,599999318097441	0,00000000000669
4 pts, 16 iter, 16 crom, 3 rodadas p/ NM(300 iter)	100	0,599977618817428	0,000021699279690 <10>
Idem c/ remoção do “outlier”	100	0,599999318097062	0,00000000000630

Tabela 5.8 - Médias e desvios padrão das fases relativas mútuas estimadas sobre interferograma simulado (Algoritmos #3 e #4)

Parâmetros	Rodadas	Média	Desvio- padrão
<i>Algoritmo #3 (s/ alisamento gaussiano)</i>			
7 pts, 7 iter, 128 crom (ini), NM(300 iter)	1000	0,599969441995188	0,000000000001400
7 pts, 7 iter, 128 crom (ini), NM(300 iter)	100	0,599969441999913	0,000000000004492
<i>Algoritmo #3 (c/ alisamento gaussiano)</i>			
4 pts, 7 iter, 128 crom (ini), NM(300)	1000	0,599999318096818	0,000000000000233
4 pts, 7 iter, 128 crom (ini), NM(300)	100	0,599999368782918	0,000000050687023 <10>
Idem c/ remoção do "outlier"	100	0,599999318097441	0,000000000000669
<i>Algoritmo #4 (s/ alisamento gaussiano)</i>			
7 pts, 7 iter, 128 crom (ini), NM(300)	1000	0,599963234170779	0,000012710196689
7 pts, 7 iter, 128 crom (ini), NM(100)	100	0,600038834226768	0,000009010327814
4 pts, 7 iter, 128 crom (ini), NM(100)	100	0,600031938721792	0,000012199435686
<i>Algoritmo #4 (c/ alisamento gaussiano e inversão de amplitude)</i>			
7 pts, 7 iter, 128 crom (ini), NM(100)	1000	0,600032229530779	0,000014319115143
4 pts, 7 iter, 128 crom (ini), NM(100)	100	0,600021956777571	0,000007759760596

Na tabela 5.8 todas as populações analisadas partiram de 128 vetores ("ini") com podas sucessivas até restarem os 4 vetores de parâmetros de melhor aptidão para a etapa NM posterior, nas duas versões dos algoritmos. Nos casos de desvios-padrão mais reduzidos, obtidos pelo Algoritmo #3 para os casos sem "outliers", os valores médios encontrados ainda apresentam desvios sistemáticos relativos ao valor idealmente projetado de 0,6. Estes desvios surgiram em função da inclusão opcional da rotina de alisamento gaussiano, da quantização numérica dos dados de entrada em 256 níveis e do número de amostragens dos valores de intensidade. A operação de pré-processamento do sinal, por operar com melhor resolução numérica que a produzida pelos níveis de quantização, pode reduzir parcialmente os enviesamentos devidos a esta discretização. Paradoxalmente a redução de amostragens a valores sub-Nyquist reduziu o desvio do valor esperado, presumivelmente devido à menor probabilidade de se amostrar pontos de máximos e mínimos. A multimodalidade produzida pelo parâmetro extra incluído nas aproximações do Algoritmo #4 e sua distribuição desigual dos resultados pelos modos tendeu a mascarar estes efeitos.

6. DISCUSSÕES, CONCLUSÕES E DESDOBRAMENTOS FUTUROS

Os resultados apresentados mostram valores de dispersão associados aos métodos utilizados como sendo comparáveis ou muito inferiores às incertezas declaradas em métodos tradicionais. A segunda linha da tabela A2.1 no Apêndice 2 apresenta o valor de 0,4 % na componente de incerteza associada à fração de franjas obtida a partir de três estimativas de fase simultâneas, extraídas estas de três “ROI” pelo método de deslocamento de fase. Tal valor declarado se baseia nos métodos de estimativa canônicos e determinísticos usados em interferogramas obtidos de um interferômetro comercial. Para cada medição tal equipamento pode produzir um número de amostragens em uma ordem de grandeza maior que 10^6 , sendo numericamente no mínimo $640 \times 480 \times 5$, considerando 5 “frames” de uma imagem VGA em padrões interferométricos regularmente espaçados, em uma quantidade similar à usada no método de Hariharan.

A aplicação de métodos estocásticos rápidos, apoiados em amostragens de número bastante reduzido, conforme aplicados nos algoritmos desta tese e associados às técnicas de deslocamento de fase, pode ser especialmente útil com o crescente escalamento na resolução 2D dos pixels e da velocidade de “frame” das câmeras digitais empregadas. O aumento previsto tanto em uma como na outra pode produzir aumentos de várias ordens de grandeza no número de amostragens de intensidade. Análises baseadas no uso de métodos determinísticos tradicionais também não prevêem o custo computacional associado à compensações de efeitos de ruídos e não-linearidades como os produzidos no próprio deslocamento de fase ou nas variações dinâmicas e locais na iluminação dos “frames”.

Conforme visto anteriormente, então, é altamente desejável que um método algorítmico, o qual permita estimar a fase pontualmente por pixels, ou globalmente por áreas previamente selecionadas em interferogramas 1D ou 2D, seja rápido o suficiente para que se possa extrair o resultado do processamento de dois ou mais interferogramas independentes em sequência e com intervalos de tempo reduzido entre suas estimativas de fase espacial. Esta é uma característica necessária para que se obtenham resultados inequívocos em medição de comprimento em distâncias macroscópicas. Esta interpretação da necessidade de obtenção de resultados parciais confiáveis também será válida no caso de sistemas de deslocamento de fase, os quais por sua própria natureza são propensos a acumular um grande número de amostragens como mencionado. A relevância do cumprimento adequado desta necessidade é ainda maior numa busca sistemática de métodos de otimização que aludem às filosofias vigentes de compressão de dados.

Todas as versões do algoritmo compacto proposto no Capítulo 5 apresentaram um

desempenho suficientemente aceitável para estas modalidades de aplicação. Porém, a proposta mais ampla é não só tornar o algoritmo tão rápido quanto seja possível, mas também simples o suficiente para a sua fácil realização em sistemas de memória e complexidade reduzida, bem como permitir alguma capacidade de processamento de sinais com altos índices de compressão. Em IACCA (2011) são apresentadas várias heurísticas e algoritmos apropriados a diversas limitações de hardware.

Como complemento dos resultados apresentados anteriormente, apresentamos os itens a seguir, representando possíveis fontes de discussões e desdobramentos futuros:

6.1 Comparações com Metodologias Alternativas de Estimativas de Fase Baseadas em Soluções de Aprendizado de Máquina

Uma das possibilidades de implementação de sistemas com resposta dinâmica eficiente, dentro de incertezas metrologicamente toleráveis para algumas aplicações, é aquela em que se empregam redes neurais artificiais para aproximação dos parâmetros de interferograma-padrão (CUEVAS *et al.*, 1999 e 2000). Um ponto desvantajoso do uso desta técnica reside no tempo prévio utilizado para o treinamento das redes em configurações muito específicas. Proposições de métodos de aproximação baseados em abordagens e versões alternativas de redes neurais (vide os trabalhos de HUANG *et al.* 2006, 2010, 2011, 2012 em configurações denominadas “*Extreme Learning Machines*” - ELM) alegam ter conseguido tempos de convergência suficientemente competitivos. Como possibilidades ainda em aberto na literatura, temos a idéia da utilização de *wavelets* ou “*wave atoms*” como funções de base radial, ou da aplicação de métodos de redução de nós, ou seja, de “*pruning*”, em estruturas ELMs, a de adoção de suas versões incrementais, ou mesmo das abordagens que permitem que se operem com redes de tamanho mínimo, com consequências diretas nas métricas de complexidade computacional.

O uso de métricas não triviais em redes neurais é previsto em HAMMER & VILMANN (2005) Um caso a se estudar seria, p. ex., o de parâmetros em espaços cíclicos, como é o caso do parâmetro de fase interferométrica (não “desdobrado”). Novas topologias no modelamento prévio tanto do problema como na definição dos parâmetros operacionais e de descrição em algoritmos evolucionários e similares devem ser ainda exploradas, como na proposta de WHITACRE *et al.* (2008). Técnicas mistas, como as empregadas nos Algoritmos Meméticos, são especialmente indicadas para modelamentos não canônicos, e outras correlações de técnicas estocásticas/determinísticas, como a de YANG *et al.* (2010), podem ainda ser imaginadas como possíveis soluções dos problemas já aventados de lentidão na convergência de soluções e consumo de recursos computacionais.

No entanto, a extrema simplicidade e rapidez da técnica proposta nesta tese indica que esta última pode ser adaptada como solução para algumas aplicações distintas, como as citadas acima, ou mesmo ser incluída como uma sub-heurística dentro de uma metodologia mais eficiente de aprendizado de máquina.

6.2 Redução de Complexidade Computacional

Como visto anteriormente, em alguns casos é necessário adotar uma filosofia de projeto e de métodos que reduzam, adequem e simplifiquem o pós-processamento dos dados comprimidos (vide a tese de PEDERSEN, 2010). Tal demanda não foi inicialmente o foco dos pesquisadores nas várias aplicações estruturadas a partir da filosofia de *Compressed Sensing*, as quais meramente deslocavam o volume de processamento necessário à aquisição dos dados para o tratamento numérico-computacional posterior na reconstrução dos sinais e das suas estimativas de parâmetros. Os objetivos operacionais das técnicas de CS originalmente se situam, então, mais sobre as etapas de pré-processamento e de eventual transmissão comprimida em sistemas de medição que envolvam grandes volumes de dados, estando dentro do assim chamado domínio das aplicações denominadas de “*Big Data*”.

Mesmo que a proposta aqui sugerida de se conseguir ganhos de desempenho nos dois extremos do processo, ou seja, tanto na captura como na reconstrução de sinais compactos em domínios de transformação convenientes, aparentemente viole o princípio subjacente aos teoremas NFL de WOLPERT & MACREADY (1997), existem interpretações que relativizam tais limitações sobre casos mais generalizados. Cada vez mais a tendência ao desenvolvimento de aplicações mais eficientes se torna meramente uma questão de conformidade a certos critérios e restrições particulares. Normalmente estes são negligenciados em interpretações por demais generalizadas, como o de modulação adaptativa quanto à precisão/exatidão dos resultados desejados, em função de pré-definições mais adequadas das “*Regions of Interest*” (ROI) a serem analisadas.

Outra forma de aplicação de informação e/ou conhecimento prévio de alguns parâmetros do problema na sua redução de complexidade computacional geral está associada à inclusão judiciosa de etapas de pré-processamento e prévia redução de ruídos sabidamente independentes dos sinais a serem aproximados ou de seus parâmetros a serem estimados. Tais etapas podem ser realizadas diretamente por estruturas embutidas no hardware utilizado para a amostragem dos sinais a serem processados. Podemos considerar a contribuição de complexidade computacional destas etapas prévias como independente dos eventuais métodos de processamento posteriores, quaisquer que sejam

os algoritmos utilizados.

6.3 Possibilidade de Implementação Compacta em Hardware (APS + FPGA)

Como adequação dos critérios de integração dos algoritmos propostos com sua implementação em estruturas compactas de hardware, em AGUANNO *et al.* (2004a, 2004b e 2007) temos alguns exemplos de uso de câmeras baseadas em imageadores CMOS para aplicações interferométricas. Em algumas referências, como as de LIU (2002), SALAMA & AL-YAMANI (2005), ARTYOMOV & YADID-PECHT (2006), BIGAS *et al.* (2006) e CHI *et al.* (2009), se apresentam alguns tipos versáteis de APS, os quais permitem a seleção de endereçamento aleatória das intensidades de seus pixels. Tal procedimento se adaptaria bem a um método que seja inspirado nas abordagens de “*Compressed Sensing*”, como indicado tanto em ROBUCCI *et al.* (2010) como sugerido neste trabalho. Adotar a proposta de CEMBRANO *et al.* (2006), mesmo com a resolução relativamente baixa do APS empregado, permite ainda, dada a sua velocidade de operação, o seu uso em sistemas de variação rápida, tais como necessários nos sistemas de interferometria de “*phase shift*” (DeGROOT, 2011), nos interferômetros de deslocamento rápido, ou em OCTs “*time domain*” (como em EGAN, 2005 e LIU & KANG, 2010). Todos estes sistemas acumulam a partir de vários canais 1D, correspondentes a cada pixel de interesse, um volume de dados proporcional aos obtidos a partir de métodos baseados em análise de regiões 3D, como já ocorre nos conhecidos métodos analógicos usados em holografia.

A velocidade de resposta de captura de quadro para este tipo de imageadores CMOS ainda é diretamente proporcional às dimensões mínimas da tecnologia de projeto vigente e inversamente proporcional à resolução espacial e de quantização, mas, dada a promessa apresentada em FOSSUM (2011), já é previsível que projetos de imageadores APS versáteis e com capacidades/sensibilidades/velocidades ordens de grandeza além dos atuais estejam disponíveis em tempo relativamente curto. Portanto, é possível se prever com relativa pertinência a necessidade crescente de inclusão em hardware de métodos numéricos e algorítmicos que possam rapidamente lidar com grandes volumes e variedade de dados desconhecidos ou ruidosos. Tal parece ser uma aplicação especialmente adequada dos métodos numéricos já desenvolvidos nas áreas de “*Compressed Sensing*”, em aplicações baseadas em filtros de tipo Kalman. Uma aplicação interferométrica desta técnica se vê em PARK *et al.* (2005) e para uma primeira aproximação mais profunda destas abordagens vide VASVANI (2008). Para uma descrição geral de uma abordagem baseada em “*Receding Horizon Control*” vide MATTINGLEY *et al.* (2010 e 2011).

Visando aplicações embarcadas em sistemas de pequenas dimensões ou

capacidades, se procurou simplificar e reduzir ao máximo o volume de operações e iterações inclusas nos algoritmos propostos no capítulo anterior. Considerando que as FPGAs e os minicontroladores se prestam bem a este tipo de projeto reducionista e econômico em recursos, uma das possíveis propostas futuras de aplicação destas técnicas incorporadas a este tipo de hardware é a de sistemas embarcados em satélites, os quais podem incluir sistemas de “*tracking*” baseados em interferometria. Tais sistemas autônomos devem ainda ser robustos o suficiente para manter seu funcionamento em boas condições de confiabilidade, em situações de estresse mecânico ou de alta irradiação de partículas e impactos eventuais de micromatéria nas órbitas altas. A operação fora do âmbito da atmosfera terrestre superior contém, portanto, a vantagem adicional de ausência de perturbações significativas na propagação de sinais luminosos. Ainda deve ser considerada a inevitável redução progressiva de energia e desempenho de sistemas deste tipo com o tempo devido ao seu isolamento, havendo possibilidade mínima de manutenção posterior a quaisquer de suas partes. Para uma proposta baseada na robusta tecnologia de projeto de circuitos integrados *Silicon-On-Sapphire-CMOS*, útil para operação em altos índices de radiação, ver TEJADA *et al.* (2004).

Em BAILEY (2011) se apresenta uma série de desdobramentos de projetos baseados em FPGAs usados como sistemas de apoio e de processamento de imagens obtidas por imageadores digitais. Neste, se apresentam várias implementações de técnicas normalmente usadas na interpretação e extração de parâmetros, bem como de métodos de filtragem e interpolação, aplicados a padrões 2D. Uma das aplicações descritas mais úteis para o caso interferométrico é a implementação do “Algoritmo de Goertzel”, sendo este especialmente indicado para extração de padrões com reduzido número de componentes espectrais em substituição ao emprego de cálculos mais genéricos anteriormente descritos baseados em FFT. Nesta referência ainda se aponta o uso de LUTs (“*Look-Up-Tables*”) como sendo especialmente indicado na substituição de cálculos intensivos com funções mais complexas, como é o caso de algumas funções objetivas de base trigonométrica ou exponencial, representando uma economia significativa tanto em ciclos de máquina como na complexidade global do projeto.

Como confirmação da prática desta tendência reducionista, temos o trabalho de STRUBE *et al.* (2011) mostrando uma aplicação concreta de FPGAs incorporados a sistemas ópticos, tendo esta metodologia sido desenvolvida preponderantemente para a operação de sistemas macroscópicos baseados em ambientes controlados de laboratórios de medição interferométrica. Em HYUN *et al.* (2013), se apresenta de forma mais específica a idéia de aceleração do cálculo de rotinas interferométricas por deslocamento de fase

através do uso de uma FPGA ou GPU, em substituição ao emprego de rotinas de cálculo de processadores genéricos de uso comercial.

Uma alternativa prática para nortear projetos mais econômicos e compactos residiria ainda em aplicações de sistemas de operação “de campo” como p. ex. os de “*range finder*”, sendo estes sistemas compactos acoplados a unidades de processamento de dimensões/capacidades de processamento tão reduzidas como as acessíveis hoje em celulares ou tablets. Na figura 6.1 temos uma primeira aproximação de integração destas duas tecnologias (APS + FPGA) visando às aplicações interferométricas mencionadas. Uma abordagem mais tecnológica e metrologicamente inclusiva seria a de adotar a metodologia citada em vários sistemas de controle metrológico mais amplo, os quais possam conter alguns subsistemas baseados em medições interferométricas de deslocamento. Alguns exemplos de aplicação são sistemas de microscopia de tunelamento e AFMs, sistemas de controle metrológico associados a métodos de produção em microeletrônica, bem como vários outros sistemas de produção que necessitem elevados graus de exatidão dimensional em várias de suas instâncias temporais/espaciais de operação. Estas modalidades de sistemas devem ainda poder apresentar respostas dinamicamente estáveis e aceitáveis sem a necessidade de ocupação de recursos computacionais já utilizados para outras funções mais exigentes em controle e processamento de informação.

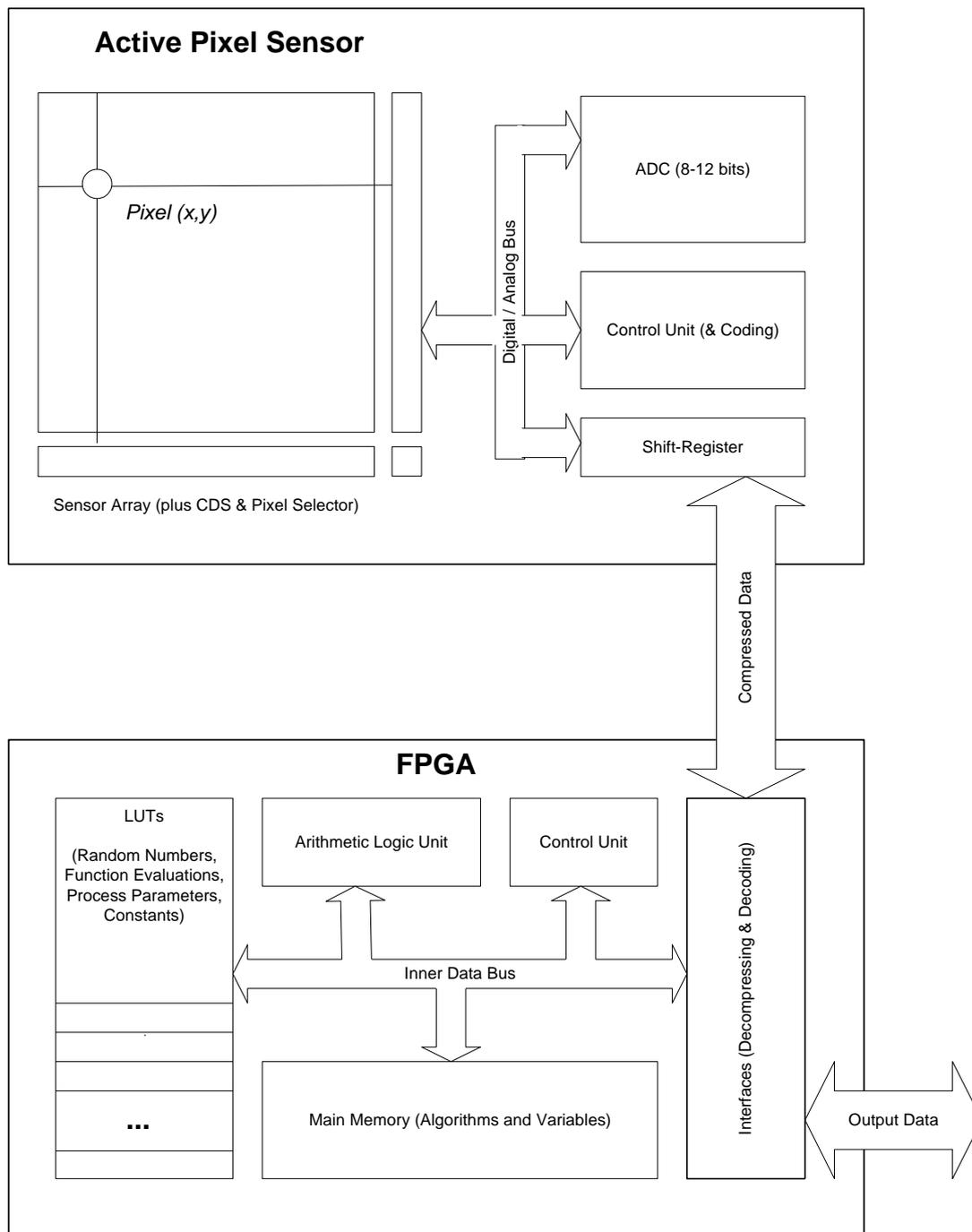


Figura 6.1 – Diagrama esquemático simplificado de uma implementação sugerida em hardware para um sistema de captura/processamento de interferogramas 2D de complexidade mínima, baseado em APS e FPGAs de projeto genérico e nos algoritmos compactos de viés evolucionário/determinístico mencionados no capítulo 5. Na unidade APS devem ser incorporados os sistemas autônomos para cálculo das etapas de pré-processamento (convolução gaussiana discreta; detecção de máximos, mínimos e médias; seleção de canais e pixels). Na unidade FPGA, por sua vez, devem se concretizar as demais etapas de cálculo dependentes de alto desempenho computacional.

No extenso trabalho de DUCOURTIEUX & POYET (2011) se apresenta, com um grande nível de detalhamento de construção e de operação, o projeto de um “mAFM” (*“Metrological Atomic Force Microscope”*). Sua definição e aplicação metrológica se manifesta através do acoplamento da mesa aonde se posiciona a amostra com dois interferômetros diferenciais, com suas fontes luminosas rastreadas à grandeza de comprimento. As saídas numéricas amostradas de detetores e sensores são primeiro pré-processadas através de um FPGA equipado com um par ADC / DAC de 16 bits e uma PIO de 1 MHz/36 bits, e que também se encarrega da execução das etapas mais rápidas dos cálculos e atuação posicionais e de compensação. Posteriormente este sistema é conectado a um sistema padrão microprocessado para efetuar os cálculos de ponto flutuante mais complexos, como os de correção de índice de refração, com um controle de varredura por um laço PID de 10 kHz, e outros controles cuja variação seja menos crítica. Esta solução já vem implementada com uma interface com o usuário estruturada no ambiente LabView.

Tais modalidades de sistemas híbridos, bem como dos algoritmos que incorporem as técnicas mais apropriadas para cada etapa em hardware embarcado, devem ainda apresentar respostas dinamicamente estáveis e aceitáveis. Ainda é possível dirimir a necessidade de utilização de recursos computacionais já comprometidas com as demais funções mais extensas de controle e processamento da informação, conexas a operações que vão além da mera captura de dados.

Tal hibridismo permite também um melhor aproveitamento do grande desempenho de funções embarcadas em hardware de operação rápida, se apoiando em parte no pós-processamento dos dados gerados por métodos de computação tradicional em plataformas localizadas mais próximas aos usuários, potencialmente permitindo uma apresentação dos dados finais utilizando interfaces mais “amigáveis”.

6.4 Conclusões

Um dos resultados mais concretamente relevantes obtidos desta pesquisa se obteve através da inspeção de soluções de várias execuções do Algoritmo #4, em comparação com as demais versões anteriores, sobre um dos interferogramas reais em análise. A principal modificação realizada nesta última versão do algoritmo foi diretamente sobre a complexidade do modelo do fenômeno interferométrico, com a inclusão de mais um parâmetro associado à modulação de frequência espacial, tornando não-linear o argumento da função trigonométrica que expressa os perfis 1D de intensidade extraídos dos interferogramas. Neste caso foi constatada, após se proceder a um aumento significativo de suas execuções independentes e da extensão das iterações na etapa determinística final, a

geração de uma condição de multimodalidade da FO, antes inexistente.

Uma discriminação mais nítida entre os modos só foi possível após a modificação expressiva de alguns valores dos parâmetros de execução, ou seja, ao se aumentar de 10 vezes o número de execuções independentes e de 3 vezes o número de iterações da terceira etapa determinística do algoritmo.

Ao constatarmos a distribuição aleatória (não-preferencial) do método de busca do algoritmo por um ou outro dos mínimos identificados a cada execução, simultaneamente obtivemos uma dispersão global várias ordens de grandeza maior que as dispersões obtidas na versão imediatamente anterior. Porém, mesmo considerando o desvio padrão amostral de apenas uma das 1000 execuções como representativo da incerteza global do algoritmo, a estreita proximidade entre os modos no caso analisado mostra que esta incerteza da estimativa de fase mútua entre os 3 canais 1D ainda é suficientemente competitiva, quando comparada com a declarada para os métodos comerciais (mais de vinte vezes menor, de 4×10^{-3} , conforme a tabela A2.1 do Apêndice 2, para aproximadamente $1,8 \times 10^{-4}$). Pode-se afirmar, portanto, que qualquer das soluções encontradas em qualquer execução singular do algoritmo se considera como uma solução viável, dentro de uma faixa incerteza comparável com a apresentada nos métodos de deslocamento de fase, com máxima otimização da complexidade computacional na obtenção do parâmetro de fase.

Outro resultado específico de interesse, que mostra a estabilidade e robustez dos algoritmos desenvolvidos, em especial do Algoritmo #4, surgiu da inspeção gráfica em cada iteração evolucionária do índice de aprofundamento relativo sobre as melhores estimativas de fase em um dos canais analisadas ao longo das iterações (vide, p. ex. a Fig. 5.9). O surgimento de valores negativos ocasionais no ganho de aptidão indica uma capacidade prevista de escape de eventuais mínimos locais. Aumentos eventuais no número de iterações evolucionárias, mesmo sem a possibilidade de “podas” adicionais, não apresentaram aumentos significativos de desempenho sobre os resultados obtidos sobre o reduzido número de iterações definido pelo método evolucionário utilizado, e por isso não foram apresentados. A melhoria constante da qualidade do resultado de aptidão foi ainda mais pronunciada na versão anterior, com menor número de parâmetros (Algoritmo #3), sendo a causa principal, neste caso, a unimodalidade das soluções obtidas.

O uso de modelos matemáticos ainda mais sofisticados, que descrevam as várias configurações possíveis dos interferogramas, como o baseado em polinômios de Zernike, ou mesmo modelos alternativos que prevejam aproximações para condições de iluminação não-homogêneas (que seriam descritas pela inclusão de parâmetros de modulação de amplitude) podem provocar multimodalidades ainda mais pronunciadas. Porém, para o objetivo

da aplicação de medidas de comprimento no eixo central de blocos-padrão que apresentem reduzidos desvios de planeza, realizadas a partir de interferogramas obtidos de interferômetros com razoável qualidade de manufatura na sua óptica interna e, por conseguinte, das frentes de onda, as estimativas de fase obtidas pelos algoritmos apresentados já são plenamente adequados para sua utilização em sistemas de calibração que sejam compatíveis com os estritos requisitos de qualquer NMI. Para certos casos de maior generalidade, como na avaliação de planeza por estimativas de fase 2D dos interferogramas ao longo de toda a superfície amostrada, a literatura mostra que é possível adaptar os modelos e os algoritmos para a obtenção de resultados viáveis para cada caso.

Com base em uma síntese preliminar desta pesquisa podemos extrair as seguintes conclusões principais abaixo:

i) Sistemas eficientes de otimização e busca do mínimo global, usados para a estimativa de parâmetros de fase em sistemas interferométricos, podem ser implementados em algoritmos simples e compactos. Tal diretriz de projeto deve ser necessária e suficiente para sua utilização em sistemas embarcados em configurações computacionais/eletrônicas simples e móveis e/ou que exijam baixa complexidade computacional;

ii) Uma moderada operação de redução numérica do efeito de ruídos por alisamento gaussiano discreto sobre os dados de entrada pode ser efetuada com relativa confiabilidade, pois tanto a presença de eventuais ruídos produzidos pela óptica do sistema quanto a própria quantização dos níveis de intensidade da imagem dos interferogramas tendem a produzir distorções na estimativa de fase. Resultados obtidos de um interferograma simulado ideal mostram que as dispersões obtidas pelos algoritmos desenvolvidos têm, nos melhores casos, menores valores que os erros sistemáticos causados pelo pré-processamento e pelos limites de resolução numérica;

iii) O ordenamento do algoritmo em três etapas distintas (definições de pré-processamento e de condições de restrição; busca estocástica; busca determinística) manteve uma condição de convexidade estável, migrando paulatinamente de um estado de menor para de maior proximidade aos mínimos globais quanto à métrica de posicionamento dos vetores no espaço de busca. A inspeção da dinâmica inversamente proporcional de seus índices de exploração ("*Exploration*") e de aproveitamento ("*Exploitation*") indicou uma

baixa redundância de soluções e um contínuo aumento nos valores médios e máximos da aptidão de seus vetores, principalmente nas versões finais do algoritmo. O desempenho destas últimas versões mostrou que foi possível produzir convergências rápidas, mas não prematuras, com poucas exceções. Tamanhos de população relativamente reduzidos e um bom balanceamento entre o fomento de “elitismo” e o de “diversidade fenotípica” foram suficientes para minimizar o surgimento de “*outliers*”. Portanto, a escolha dos operadores dentro de cada etapa equilibrou com relativo sucesso estas tendências de natureza divergente presentes em todo algoritmo de busca, em graus distintos nas três etapas;

iv) Uma boa parte da eficiência obtida no método de busca otimizada pesquisado se baseou essencialmente na seleção aleatória de um reduzido conjunto de pontos de amostragem. A distribuição compacta da informação relevante necessária à descrição dos interferogramas, em um número mínimo de coordenadas no espaço de parâmetros, se deve à modelagem utilizada bem como à natureza específica do mensurando. A utilização judiciosa deste tipo de conhecimento prévio (“*prior*”) é essencial no projeto de algoritmos e de operadores tanto, evolucionários como determinísticos, visando reduzir o tempo de execução global associado ao intensivo cômputo das FOs dos vários agentes/vetores/“cromossomos”, ao longo das etapas de busca do mínimo global;

v) O modelamento de FOs mais sofisticadas, principalmente daquelas que apresentem polinômios de ordens superiores como argumento de funções trigonométricas, pode induzir ao surgimento de multimodalidades relevantes no espaço de busca. Porém, se a dispersão dos modos em torno do mínimo global for suficientemente menor que o valor de incerteza aceitável para a estimativa de fase, tanto o valor de convergência final de uma execução do algoritmo para um dos modos como o valor médio de todos os modos atingidos em várias execuções independentes pode ser usado como uma solução final aceitável;

vi) A natureza cíclica do parâmetro de fase deve ser levada em conta, tanto na aplicação consistente dos operadores evolucionários usados ao longo da busca estocástica quanto na estimativa “*a posteriori*” de valores estatísticos de expectativa média e variância das diferenças de fase mútua entre canais 1D de interferogramas, ou em “ciclos fechados de fase” em regiões 2D. Estes valores são obtidos ao fim de várias execuções do algoritmo e podem definir tanto o valor final do mensurando como a componente de incerteza associada especificamente ao método de busca;

vii) Modificações simples dos algoritmos estudados podem ser usadas para se obter estimativas de fase em outros tipos de sistemas interferométricos mais sofisticados, como interferômetros usados em medidas bidimensionais de variações no relevo de superfícies ou em medidas de deslocamento com velocidade variável. Para a obtenção de estimativas mais exatas em tais configurações é indicado o modelamento de funções trigonométricas com argumentos de maior ordem, incluindo seus coeficientes de modulação dos parâmetros de fase e amplitude. Distintas funções de ponderação, incluídas nas FOs para enfatizar o peso de regiões de maior relevância, similarmente como se aplicou nas ROI dos interferogramas usadas para definição de comprimento central de blocos-padrão, podem ser projetadas distintamente para cada caso. Aproximações de fase de sinais periódicos não associados a medidas estritamente interferométricas também podem ser efetuadas através de adaptações dos algoritmos apresentados neste trabalho.

6.5 Desdobramentos Futuros

A eficácia do método utilizado ainda é uma função diretamente proporcional do grau de exatidão do conhecimento prévio quanto aos limites dos parâmetros e das características do problema e da função a ser aproximada. Sistemas adaptativos e/ou baseados em rotinas meméticas com reinícios e mudanças controladas nas condições iniciais podem ser úteis nos casos de maior desconhecimento ou variabilidade dos limites de parâmetros em sistemas interferométricos ou em outros sistemas projetados para obtenção da estimativa de fase em sinais periódicos. Uma abordagem mais sofisticada de execuções múltiplas pode incorporar a memória dos casos mais bem sucedidos, de tal forma a usar esta informação prévia, na forma de distribuições “*prior*”, índices de desempenho iterativos, mapeamento de modos, detecção de “*outliers*”, etc. Esta informação permite definir melhores condições de restrição e técnicas de pré-processamentos mais estritas e eficientes na fase I, pré-evolucionária, do algoritmo nas rodadas subsequentes. Pode-se ainda incorporar métodos adaptativos que funcionem como métodos “macro- ou meta-evolucionários” sobre cada algoritmo em si, visando explorar e registrar as combinações mais eficientes de seus parâmetros de execução, para cada caso específico futuro e sem perda de generalidade.

Estudos mais detalhados quanto aos pesos relativos das contribuições de incerteza adicionais de diversas estruturas e instrumentos auxiliares, quando se apõem medidas interferométricas a um sistema metrológico mais complexo, podem ainda permitir definições de tolerâncias locais mais relaxadas nas diversos ramos ou etapas do processo. Em contraposição com sistemas mais integrados, cuja aplicação esteja associada a uma maior mobilidade, a necessidade de inclusão plena de todas as etapas de cálculo embarcadas em

sistemas computacionalmente mais simples pode ser um traço preferencial em certos projetos. Uma “superestrutura” adaptativa que permita a escolha de distintos métodos determinísticos na etapa III do algoritmo, mais ou menos adequados a certos perfis identificados nas funções de aptidão, pode minimizar o custo computacional desta etapa de “*tuning*”, principalmente nas versões dos Algoritmos #3 e #4, cujas etapas II intermediárias (evolucionárias) se mostraram comprovadamente otimizadas.

Outro desdobramento futuro ainda passível de investigação, portanto, seria o de simular modos de operação ainda mais simplificados dos algoritmos em questão. Estes podem ser projetados de forma a conter estruturas de baixa resolução, com menor quantidade de níveis de quantização, com uma compactação prévia mais explícita dos valores quantizados, ou com base em reduzidos conjuntos de operações, interpolações e consultas a LUTs. Para se estimar melhor os limites aceitáveis de simplificação e redução citados deve-se ainda inspecionar mais extensamente o impacto destas reduções de complexidade computacional na incerteza e velocidade de obtenção de um resultado final aceitável.

Outros dos possíveis desdobramentos e extensões quanto às características dos algoritmos desenvolvidos estão nas aplicações interferométricas em espaços 2D ou 3D plenos, ou nas que dependam de um modelamento mais generalizado ou extenso dos parâmetros de interferogramas de todos os tipos. Estes podem se adequar à utilização em uma maior variedade de sistemas ou processos específicos que dependam de medidas interferométricas, como em deslocamento de satélites em velocidades variáveis, interferometria com baixo comprimento de coerência (OCTs e similares), aumento de resolução de imagens para interferometria astronômica, etc.

Referências Bibliográficas

- AGUANNO, M. V., LAKESTANI, F., WHELAN, M. P., CONNELLY, M. J. (2004), "Single Pixel Carrier Based Approach for Full Field Laser Interferometry Using a CMOS-DSP Camera", *Proceedings SPIE vol. 5251, Detectors and Associated Signal Processing*, 304, Feb. 2004.
- AGUANNO, M. V., LAKESTANI, F., WHELAN, M. P., CONNELLY, M. J. (2004), "Speckle Interferometry Using a CMOS-DSP Camera for Static and Dynamic Deformation Measurements", *ICEM12- 12th International Conference on Experimental Mechanics*, pp 1-8, 29 Aug. - 2 Sep. 2004.
- AGUANNO, M. V., LAKESTANI, F., WHELAN, M. P., CONNELLY, M. J. (2007), "Full-field Heterodyne Interferometry Using a Complementary Metal-Oxide Semiconductor Digital Signal Processor Camera for High-Resolution Profilometry", *Optical Engineering*, vol. 46, no 9, Sep. 2007.
- ALVAREZ-VALADO, V., GONZÁLEZ, H., DORRÍO, B. V., MIRANDA, M., RODRÍGUEZ, F., VALENCIA, J. L., YEBRA, F. J., RODRIGUEZ, J. (2009), "Testing Phase-Shifting Algorithms for Uncertainty Evaluation in Interferometric Gauge Block Calibration", *Metrologia*, vol. 46, pp 637-645, Oct. 2009.
- ANGELINE, P. J. & SAUNDERS, G. M., POLLACK, J. B. (1994), "An Evolutionary Algorithm that Constructs Recurrent Neural Networks", *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 5, no 1, pp 54-65, Jan.1994.
- ARTYOMOV, E. & YADID-PECHT, O. (2006), "Adaptive Multiple-Resolution CMOS Active Pixel Sensor", *IEEE Transactions on Circuits and Systems—I: Regular Papers*, vol. 53, no 10, Oct. 2006
- ASHLOCK, D. A., BRYDEN, K. M., CORNS, S. (2004), "On Taxonomy of Evolutionary Computation Problems", *IEEE Congress on Evolutionary Computation CEC2004*, vol. 2, 19-23, pp 1713-1719, Jun. 2004.
- ASHLOCK, D. A., BRYDEN, K. M., CORNS, S., SCHONFELD, J. (2006), "An Updated Taxonomy of Evolutionary Computation Problems using Graph-Based Evolutionary Algorithms", *IEEE Congress on Evolutionary Computation, Sheraton, Vancouver Wall Centre Hotel, Vancouver, BC, Canada*, pp 96-103, Jul. 16-21 2006.
- AY, N., MÜLLER, M., SZKOLA, A. (2010), "Effective Complexity and Its Relation to Logical Depth", *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 56, no 9, pp 4593-4607, Sep. 2010.
- AZIZ, M. F., SHAMSUDDIN, S. M. H., ALWEE, R. (2009), "Enhancement of Particle Swarm

- Optimization in Elman Recurrent Network with Bounded Vmax Function", *2009 Third Asia International Conference in Modelling & Simulation*, pp 125-130, 2009.
- BAILEY, D. G. (2011), *Design for Embedded Image Processing on FPGAs*, John Wiley & Sons (Asia) Pte Ltd, 2011.
- BARANIUK, R. G., CEVHER, V., DUARTE, M. V., HEGDE, C. (2010), "Model-Based Compressive Sensing", *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 56, no 4, pp 1982-2001, Apr. 2010.
- BARANIUK, R. G. (2007), "Compressive Sensing", *IEEE Signal Processing Magazine, Lecture Notes*, pp 118-124, Jul. 2007.
- BARBERO A. & SRA, S. (2010), *Fast Algorithms for Total-Variation Based Optimization*, In: Technical Report No. 19, Max Planck Institute for Biological Cybernetics, Aug. 2010.
- BECKER, J., BOBIN, J., CANDÈS, E. J. (2009), "NESTA: a Fast and Accurate First-Order Method for Sparse Recovery", *SIAM Journal on Imaging Sciences*, vol. 4, no 1, pp 1-39, Sep. 2009.
- BELLIL, W., AMAR, C. B., ALIM, A. M. (2006), "Comparison Between Beta Wavelets Neural Networks, RBF Neural Networks and Polynomial Approximation for 1D, 2D Functions Approximation", *Proceedings of World Academy of Science, Engineering and Technology*, vol. 13, pp 102-107, May 2006.
- BENGIO, S., BENGIO, Y., CLOUITIER, J. (1994), "Use of Genetic Programming for the Search of a New Learning Rule for Neural Networks", *Proceedings of the First IEEE Conference on Evolutionary Computation, 1994. IEEE World Congress on Computational Intelligence*. vol. 1, pp 27-29, pp 324-327, Jun. 1994.
- BENNETT, C. H. (1990), "How to Define Complexity in Physics, and Why", In: W. H. Zurek (Ed.), *Complexity, Entropy, and the Physics of Information, SFI Studies in the Sciences of Complexity*, vol. VIII, Addison-Wesley, pp 137-148, 1990.
- BIGAS, M., CABRUJA, E., FOREST, J., SALVI, J. (2006), "Review of CMOS Image Sensors", *Microelectronics Journal*, vol. 37, no 5, pp 433-451, 2006.
- BLUM, C. & ROLI, A. (2008), "Hybrid Metaheuristics: An Introduction", In: Christian Blum, Maria José Blesa Aguilera, Andrea Roli, Michael Sampels, (eds.), *Studies in Computational Intelligence (SCI) 114*, (2008), *Hybrid Metaheuristics - An Emerging Approach to Optimization*, Springer-Verlag, pp 1-30, 2008.
- BLUMENSATH, T., DAVIES, M. E., RILLING, G. (2012), "Greedy Algorithms for Compressed Sensing", In Yonina C. Eldar, Gitta Kutyniok (eds), *Compressed Sensing - Theory and Applications*, pp 348-390, Cambridge University Press, 2012.
- BOBIN, J. & CANDÈS, E. J. (2009), "A Fast and Accurate First-order Algorithm for

- Compressed Sensing”, *Proceedings of the 16th IEEE International Conference on Image Processing ICIP 2009*, pp 1441-1444, 2009.
- BOOMGARD, R. & WEIJ, R. (2001), “Gaussian Convolutions - Numerical Approximations Based on Interpolation”, In: Michael Kerckhove (ed.), *Third International Conference in Scale-Space and Morphology in Computer Vision*, vol. 1407, *Lecture Notes in Computer Science 2106*, Vancouver, Canada, pp 205-214, 7-8, Jul. 2001.
- BOUFOUNOS, P. & BARANIUK, R. (2007), “Quantization of Sparse Representation”, *IEEE 2007 Data Compression Conference (DCC’07)*, pp 378, 2007.
- BOYD, S., PARIKH, N., CHU, E., PELEATO, B., ECKSTEIN, J. (2011), “Distributed Optimization and Statistical Learning via the Alternating Direction Method of Multipliers”, *Journal of Foundations and Trends in Machine Learning*, vol. 3, no 1, pp 1-122, Jan. 2011.
- BOYD, S. & VANDENBERGHE, L. (2004), *Convex Optimization*, Cambridge University Press, 2004.
- BRETTTHORST, G. L. (1988), *Bayesian Spectrum Analysis and Parameter Estimation - Lecture Notes in Statistics*, 48, Springer-Verlag, 1988.
- BRILL, F. & BROWN, D. (1992), “Fast Genetic Selection of Features, for NN Classifiers”, *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 3, no 2, pp 324-328, Mar. 1992.
- BROWNLEE, J. (2011), *Clever Algorithms – Nature-Inspired Programming Recipes*, Creative Commons, Jason Brownlee, 2011.
- BURFOOT, D. (2011), “Notes on a New Philosophy of Empirical Science – (Draft Version)”, Disponível em <arXiv:1104.5466v1>, Apr. 2011.
- CAMPOS, R. G., RICO-MELGOZA, J., CHÁVEZ, E. (2012), “XFT: A Extension of the Discrete Fractional Fourier Transform”, *arXiv:0911.0952v2 [math.NA]* 25 Jan. 2012.
- CANDÈS, E. J. (2008), “The Restricted Isometry Property and its Implications for Compressed Sensing”, *Comptes Rendus Mathématique*, vol. 346, pp, 589-592, May 2008.
- CANDÈS, E. J., BRAUN, N., WAKIN, M. (2007), “Sparse Signal and Image Recovery from Compressive Samples”, *4th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro 2007, ISBI 2007*, pp 976-979, 12-15 Apr. 2007.
- CANDÈS, E. J., ROMBERG, J., TAO, T. (2006a), “Robust Uncertainty Principles: Exact Signal Reconstruction from Highly Incomplete Frequency Information”, *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 52, no 2, pp 489-509, Feb. 2006.
- CANDÈS, E. J., ROMBERG, J., TAO, T. (2006b), “Stable Signal Recovery from Incomplete and Inaccurate Measurements”, *Communications on Pure and Applied Mathematics*,

- vol. 59, no 8, pp 1207–1223, Aug. 2006.
- CANDÈS, E. J. & TAO, T. (2006c), “Near-Optimal Signal Recovery From Random Projections: Universal Encoding Strategies?”, *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 52, no 12, pp 5406-5425, Dec. 2006
- CANDÈS, E. J. & WAKIN, M. B. (2008), “An Introduction to Compressive Sampling - A Sensing/Sampling Paradigm that Goes Against the Common Knowledge in Data Acquisition”, *IEEE Signal Processing Magazine*, pp 21-30, Mar. 2008.
- CANDÈS, E. J., WAKIN, M. B., BOYD, S. P. (2008) “Enhancing Sparsity by Reweighted ℓ_1 Minimization”, *Journal of Fourier Analysis and Applications*, vol. 14, no 5, pp 877–905, Dec. 2008.
- CASTRO, L. N & ZUIBEN, F. J. Von (2000), “The Clonal Selection Algorithm with Engineering Applications”, *Proceedings of GECCO'00, Workshop on Artificial Immune Systems and Their Applications, Las Vegas, USA*, pp 36-37, Jul. 2000.
- CEMBRANO, G. L., RODRÍGUEZ-VÁSQUEZ, A., GALÁN, R. C., JIMÉNEZ-GARRIDO, F., ESPEJO, S., DOMÍNGUEZ-CASTRO, R. (2004), “A 1000 FPS at 128 x 128 Vision Processor With 8-Bit Digitized I/O”, *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, vol. 39, no 7, pp 1044-1055, Jul. 2004.
- CHI, Y. M., ABBAS, A., CHAKRABARTY, S., CAUWENBERGHS, G. (2009), “An Active Pixel CMOS Separable Transform Image Sensor”, *IEEE International Symposium on Circuits and Systems, ISCAS 2009*, pp 1281-1284, 24-27 May 2009.
- CHARTRAND, R. & YIN, W. (2008), “Iteratively Reweighted Algorithms for Compressive Sensing”, *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP 2008*, pp 3869-3872, 31 Mar.- 4 Apr. 2008.
- CHEN, L. & PUNG, H. K. (2008), “Convergence Analysis of Convex Incremental Neural Networks”, *Journal Annals of Mathematics and Artificial Intelligence Archive*, vol. 52, no 1, pp 67-80, Jan. 2008.
- CHEN, L. (2005), “Pattern Classification by Assembling Small Neural Networks”, *IEEE Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks, IJCNN'05*, vol. 3, Montreal, Canada, pp 1947-1952, Jul. 3 – Aug. 4 2005.
- CHEN, Y-P. & GOLDBERG, D. E. (2005), “Convergence Time for the Linkage Learning Genetic Algorithm”, *Evolutionary Computation*, vol. 13, no 3, pp 279-302, fall 2005.
- CICHOCKI, A. & UNBEHAUEN, R. (1993), *Neural Networks for Optimization and Signal Processing*, Wiley & Sons, 1993.
- COIFMAN, R., GESCHWIND, F., MEYER, Y. (2001), “Noiselets”, *Applied and Computational Harmonic Analysis*, vol. 10, pp 27-44, 2001.

- COIFMAN, R. R. & WICKERHAUSER, M. V. (1992), "Entropy-Based Algorithms for Best Basis Selection", *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 38, no 2, pp 716-718, Mar. 1992.
- COLIN, E., TRIA, M., TITIN-SCHNAIDER, C., OVARLEZ, J. P., BENIDIR, M. (2004), "SAR Imaging Using Multidimensional Continuous Wavelet Transform and Applications to Polarimetry and Interferometry", *International Journal on Imaging Systems and Technology*, vol. 14, pp 206-212, Nov. 2004.
- COLLARO, A., FRANCESCHETTI G., PALMIERI, F., FERREIRO, M. S. (1998), "Phase Unwrapping by Means of Genetic Algorithms", *Journal of Optical Society of America A*, vol. 15, no 2, pp 407-418, Feb. 1998.
- COLLET, P. & LOUCHET, J. (2009), "Artificial Evolution and the Parisian Approach - Applications in the Processing of Signals and Images", In: Patrick Siarry (ed.), *Optimization in Signal and Image Processing*, ISTE Ltd. John Wiley & Sons, Inc, pp 15-44, 2009.
- COPPIN, B. (2004), *Artificial Intelligence Illuminated*, Jones and Bartlett Publishers, 2004.
- CORMODE, G. & MUTHUKRISHNAM, S. (2006), "Combinatorial Algorithms for Compressed Sensing", *IEEE 2006 40th Annual Conference on Information Sciences and Systems*, pp 198-201, 22-24 Mar. 2006.
- CRUZ, R. M. S., PEIXOTO, H. M., MAGALHÃES, R. (2011), "Artificial Neural Networks and Efficient Optimization Techniques for Application in Engineering", In: *Artificial Neural Networks – Methodological Advances and Biomedical Applications*, Kenji Suzuki (ed.), Chapter 3, Intech, pp 45-68, 11 Apr. 2011.
- CUEVAS, F. J. (2004), *Neural Networks applied to 3D Object Depth Recovery - Aplicación de Redes Neuronales en la Reconstrucción Tridimensional de Objetos*, Resumen de Tesis Doctoral, Computación y Sistemas, vol. 7, no 4 pp. 285- 298, 2004.
- CUEVAS, F.J., SERVIN, M., RODRIGUEZ-VERA, R. (1999), "Depth Object Recovery Using Radial Basis Functions", *Optics Communications*, vol. 163, no 4-6, pp 270-277, May 1999.
- CUEVAS, F.J., SERVIN, M., STAVROUDIS, O. N., RODRIGUEZ-VERA, R. (2000), "Multi-layer Neural Network Applied to Phase and Depth Recovery from Fringe Patterns", *Optics Communications*, vol. 181, no 4-6, pp.239–259, Jul. 2000.
- CUEVAS, F. J., SOSSA-AZUELA, J. H., SERVIN, M. (2002), "A Parametric Method Applied to Phase Recovery from a Fringe Pattern Based on a Genetic Algorithm", *Optics Communications*, vol. 203, no 3-6, pp 213-223, Mar. 2002.
- DAUSCHER, P. & UTHMANN, T. (2005), "Self-Organized Modularization in Evolutionary

- Algorithms”, *Evolutionary Computation*, vol. 13, no 3, pp 33-328, 2005.
- DAVENPORT, M. A., BARANIUK, R., DeVORE, R. (2007), Compressive Sensing, In: Mark A. Davenport, Richard Baraniuk, Ronald DeVore (eds.), *Collection of Rice University*, Creative Commons – Acesso Online em: <<http://cnx.org/content/col10458/1.1/>>, 2007.
- DECKER, J. E., SCHÖDEL, R., BÖNSCH, G. (2004), “Considerations for the Evaluation of Measurement Uncertainty in Interferometric Gauge Block Calibration Applying Methods of Phase Step Interferometry”, *Metrologia*, vol. 41, no 3, pp L11-L17, Apr. 2004.
- DeBOER, P-T., KROESE, D. P., MANNOR, S., RUBINSTEIN, R. Y. (2005), “A Tutorial on the Cross Entropy Method”, *Annals of Operations Research*, vol. 134, no 1, pp 16-67, Feb. 2005.
- DeGROOT, P. (1995), “Vibration in Phase-Shifting Interferometry”, *Journal of Optical Society of America A*, vol. 12, no 2, pp 354-365 + errata, Feb.1995.
- DeGROOT, P. (1997), “101-Frame Algorithm for Phase Shifting Interferometry”, In: Christopher Gorecki (ed.), *Proceedings of SPIE*, vol. 3098, *Optical Inspections and Micromasurements II, EUROPTO 1997*, pp 283-292, 1997.
- DeGROOT, P. (2011), “Phase Shifting Interferometry”, In Richard Leach (ed.), *Optical Measurement of Surface Topography*, Springer-Verlag, pp 167-186, 2011.
- DE SILVA, V., MOROZOV, D., VEJDEMO-JOHANSSON, M. (2011), “Persistent Cohomology and Circular Coordinates”, *Discrete & Computation Geometry*, vol. 45, no 4, pp 735-739, Jun. 2011.
- DING, K. (2010), “Wavelets, Curvelets and Wave Atoms for Image Denoising”, *2010 3rd International Congress on Image and Signal Processing (CISP2010)*, vol. 2, pp 782-786, 2010.
- DEMONGEOT, J., JÉZÉQUEL, C., SENÉ, S. (2008), “Boundary Conditions and Phase Transitions in Neural Networks”, *Neural Networks*, vol. 21, no 7, pp 971-979, Sep. 2008.
- DOERR, B., HEBBINGHAUS, N., NEUMANN, F. (2007), “Speeding Up Evolutionary Algorithms through Asymmetric Mutation Operators”, *Evolutionary Computation*, vol.15, no 4, pp 401-410, 2007.
- DONOHU, D. (2001), “Uncertainty Principles and Ideal Atomic Decomposition”, *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 47, no. 7, pp 2845-2862, Nov. 2001.
- DONOHU, D. L. (2006), “Compressed Sensing”, *IEEE Transactions on Information Theory*, vol.52, no 4, pp 1289–1306, Apr. 2006.
- DU, H, GONG, M, LIU, R., JIAO, L. (2005), “Adaptive Chaos Clonal Evolutionary Programming Algorithm”, *Science in China, Series F: Information Sciences*, vol. 48, no

- 5, pp 579-595, Oct. 2005.
- DUARTE, M., DAVENPORT, M., TAKHAR, D., LASKA, J., SUN, T., KELLY, K., BARANIUK, R. (2008), "Single Pixel Imaging via Compressed Sensing", *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 25, Digital Version, pp 83-91, Mar. 2008.
- DUCOURTIEUX, S., & POYET, B. (2011), "Development of a Metrological Atomic Force Microscope with Minimized Abbe Error and Differential Interferometer-Based Real-Time Position Control", *IEEE Measurement Science and Technology*, vol. 22, no 9, pp 1-15, Aug. 2011.
- EBERHART, R. C. & SHI, Y. (2001), "Particle Swarm Optimization: Developments, Applications and Resources", *Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation*, pp 81-86, 2001.
- EDMONDS, B. (1995), "What is Complexity? The Philosophy of Complexity per se with Application to some Examples in Evolution". In: F. Heylighen, Bollen, J, Riegler, A.. (Eds.): *The Evolution of Complexity*, The Violet Book of "Einstein Meets Magritte", Series Einstein Meets Magritte, an Interdisciplinary Reflection on Science, Nature, Art, Human Action and Society, Vol 8, Springer Books Archives, 1995.
- EGAN, P., LAKESTANI, F., WHELAN, M. P., CONNELLY, M. J. (2005), "Direct Read-Out CMOS Camera with Applications to Full-Field Optical Coherence Tomography", In: Fionn D. Murtagh (ed.), *Proceedings of SPIE, Opto-Ireland 2005: Imaging and Vision*, vol. 5823, no 82, 2005.
- EIBEN, A. E., HINTERDING, R., MICHALEWICZ, Z. (1999), "Parameter Control in Evolutionary Algorithms", *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 3, no 2, pp 124-141, Jul. 1999.
- EIBEN, A. E. & SMITH, J. E. (2007), *Introduction to Evolutionary Computing*, Springer, 2007.
- EILERS, P. H. C. (2003), "A Perfect Smoother", *Analytical Chemistry*, vol. 75, no 14, pp 3631-3636, Jul. 15 2003.
- ENGELHARD, E. (1961), "Zeiss Meterkomparator für Brasilien", In: *Zeiss-Inform, Oberkochen*, vol. 27, no 95, pp 1982-1983, 1961.
- ENGELHARD, E. & VIEWEG, R. (1961), "Über die neue Definition des Metre auf Grund einer Lichtwellenlänge", *Zeitschrift für angewandte Physik*, vol, 13, no 12, pp 580-896, 1961.
- ER, M. J., ZHAI, L. Y., LI, X., SAN, L. (2012), "A Hybrid Online Sequential Extreme Learning Machine with Simplified Hidden Network", *IAENG International Journal of Computer Science*, vol. 39, no 1, Fev. 2012.
- ESPINOSA, L. E. M., VALADEZ, J. M. C., CUEVAS, F. J. (2007), "Demodulation of

- Interferograms of Closed Fringes by Zernike Polynomials using a Technique of Soft Computing”, *Engineering Letters*, vol. 15, no 1, pp. 99-104, Aug. 2007.
- FEICHTINGER, H. G. & GRÖCHENIG, K. (1994), "Theory and Practice of Irregular Sampling" pp 305-363, In: J. J. Benedetto and Michael W. Frazier (eds.), *Wavelets, Mathematics and Applications*, CRC Press Inc.,1994.
- FELDER, R. (2005), “Practical Realization of the Definition of the Metre, including recommended radiations of other optical frequency standards (2003)”, *Metrologia*, vol. 42, no 4, pp 323-325, Jul. 2005.
- FELZENSZWALB, P. F., GIRSHICK, R.B., McALLESTER, D., RAMANAN, D. (2010), “Object Detection with Discriminatively Trained Part Based Models”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 32, no 9, pp 1627-1645, Sep. 2010.
- FENG, G., HUANG, G-B., LIN, Q., GAY, R. (2009), “Error Minimized Extreme Learning Machine with Growth of Hidden Nodes and Incremental Learning” *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 30, no 8, pp 1352-1357, Aug. 2009.
- FISHER, L. (2009), *The Perfect Swarm – The Science of Complexity in Everyday Life*, Basic Books, New York, 2009.
- FISHER, N. I., LEWIS, T., EMBLETON, B. J. J. (1987), *Statistical Analysis of Spherical Data*, Cambridge University Press, 1987.
- FOGEL, D. R. (2006), *Evolutionary Computation – Towards a New Philosophy of Machine Intelligence*, 3rd Edition, IEEE Press Series on Computational Intelligence, Wiley-Interscience, 2006.
- FORNASIER, M. & RAUHUT, H. (2011), “Compressive Sensing”, In: O. Scherzer (ed.), *Handbook of Mathematical Methods in Imaging, Part 2*, Springer, 2011.
- FOSSUM, E. (2011), “Photons to Bits and Beyond: The Science and Technology of Digital Image Sensors”, - segunda aula anual em “Distintas Palestras em Engenharia - Victor M. Tyler”, <<http://www.dpreview.com/news/2011/10/28/ericfossumspeech>>, assistido em 18/02/2013, a partir de 15h00min, Yale University, Oct. 2011.
- FOX, P. J., SCHOLTEN, R. E., WALKIEWICZ, M. R., DRULLINGER, R. E. (1999), “A Reliable, Compact, and Low-Cost Michelson Wavemeter for Laser Wavelength Measurement”, *American Journal of Physics*, vol. 67, no 7, pp 624-630, Jul. 1999.
- FRANÇA, R. S. & MESQUITA, A. C. (2011), “Use of Applied Evolutionary Computing Techniques in Interferometric Fringe Fraction Estimation”, VI *Congresso Brasileiro de Metrologia - Metrologia 2011*, Natal, RN, Brazil, Sep. 27-30/2011.
- FRANÇA, R. S. & SOUZA, V. H. C. (2007), “Length Measurement Comparisons by Interferometric Method in Brazil”, *Proceedings of COBEM 2007, 19th International*

- Congress of Mechanical Engineering, Brasilia, DF, Nov. 5-9, 2007.*
- FRANÇON, M. (1968), *Optical Interferometry*, 2nd Edition, Academic Press Inc., 1968.
- FRANKE, P. & SCHÖEDEL, R. (2010), "Interferometrische Kalibrierung von Parallelendmassen", In: *PTB Mitteilungen – Themenschwerpunkt – Interferometrie in Massverkörperungen Teil 1*, 120. Jahrgang, Heft 1. pp 16-23, Mar. 2010.
- FRÉNEY, B. & VERLEYSEN, M. (2010), "Using SVMs with Randomized Feature Spaces: an Extreme Learning Approach", *ESANN 2010 Proceedings, European Symposium on Artificial Neural Networks - Computational Intelligence and Machine Learning*, Bruges (Belgium), pp 315-320, 28-30 Apr. 2010,
- FUENTES, O. & SOLORIO, T (2004), "An Optimization Algorithm Based on Active and Instance-Based Learning", *MICAI 2004, Advances in Artificial Intelligence*, vol. 2972, *Lecture Notes in Computer Science*, pp 242-251, 2004.
- GAILE, G. L., BURT, J. E. (1980), *Directional Statistics*, CATMOG – Concepts and Techniques in Modern Geography, no 25, 1980.
- GANOTRA, D., JOSEPH, J., SINGH, K. (2002), "Profilometry for the Measurement of Three-Dimensional Object Shape Using Radial Basis Function, and Multi-Layer Perceptron Neural Networks", *Optics Communications*, vol. 209, no 4-6, pp 291–301, Aug. 2002.
- GAO, W. (2004), "Fast Immunized Evolutionary Programming", *Congress on Evolutionary Computation, CEC2004*, pp 666-670, Jun. 2004.
- GAO, W. (2005), "New Evolutionary Neural Networks", *2005 First International Conference on Neural Interface and Control Proceedings*, Wuhan, China, pp 167-171, 26-28 May 2005.
- GARCÍA-PEDRAJAS, N. & FYFE, C. (2008), "Evolving Output Codes for Multiclass Problems", *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 12, no 1, pp 93-106, Feb. 2008.
- GASIOR, M. & GONZALEZ, J. L. (2004), "Improving FFT Frequency Measurement Resolution by Parabolic and Gaussian Interpolation", *AB-Note-2004-021 BDI*, CERN, Feb. 2004.
- GAZIS, P. R. & SCARGLE, J. D. (2008), "Using Bayesian Blocks to Partition Self-Organizing Maps", Disponível em: <*arXiv:0802.0861v1 [cs.NE]*>. Acesso em: 6 Feb. 2008.
- GHOZEIL, A. & FOGEL, D. (1996). "A Preliminary Investigation into Directed Mutations in Evolutionary Algorithms". In: Hans-Michael Voigt, Werner Ebeling, Ingo Rechenberg, Hans-Paul Schwefel (eds.), *Parallel Problem Solving in Nature – PPSN IV*, vol. 1141, *Lecture Notes in Computer Science*,, pp 329-335, Sep. 1996.
- GILBERT, A. C., STRAUSS, M. J., TROPP, J. A., VERSHYNIN, R. (2007), "One Sketch for

- All: Fast Algorithms for Compressed Sensing”, *Proceedings of thirty-ninth annual ACM symposium on Theory of Computing STOC’07*, San Diego, California, USA, pp 237-246, 11-13 Jun. 2007.
- GOLDBERG, D. E. (2004), “The Design of Innovating Machines – A Fundamental Discipline for a Postmodern Systems Engineering”, In: *Engineering Systems Symposium, MIT Engineering Systems Division*, USA, 31, Mar. 2004.
- GROSS, D. (2011), “Recovering Low-Rank Matrices From Few Coefficients In Any Basis”, *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 57, no 3, pp 1548-1566, Mar. 2011.
- GULATI, A. & FERGUSON, R. J. (2010), “NFFT: Algorithm for Irregular Sampling”, *CSEG: GeoCanada 2010 - Working for Earth*, May 11, 2010.
- HACK, E. (2015), “Uncertainty in Phase Measurements”, chapter 9 in *Phase Estimation in Optical Interferometry*, Pramod Rasmodi & Erwin Hack (Eds.), CRC Press – Taylor Francis Group, 2015.
- HACK, E. & BURKE, J. (2011), “Measurement Uncertainty of Linear Phase-Stepping Algorithms”, Invited Paper in *Review of Scientific Instruments*, vol. 82, no 6, 061101, 2011.
- HADDOW, P. C. & TYRRELL, A. M. (2011), “Challenges of Evolvable Hardware: past, present and the path to a promising future”, *Genetic Programming Evolvable Machines*, vol. 12, no 3, pp 183-215, Jun. 2011.
- HAITJEMA, H. (2008), "Achieving Traceability and Sub-Nanometer Uncertainty Using Interferometric Techniques", *Measurement Science and Technology*, vol. 19, no 8, pp 1-6, Aug. 2008.
- HAMMER, B. & VILMANN, B. (2005), “Classification Using Non-standard Metrics”, *ESANN’2005 Proceedings on European Symposium on Artificial Neural Networks*, Bruges, Belgium , pp 303-316, 27-29 Apr. 2005.
- HARIHARAN, P. (2003), *Optical Interferometry*, Second Edition, Elsevier, 2003.
- HAUSOTTE, T., PERCLE, B., MANSKE, E., FÜSSL, R., JÄGER, G. (2011), “Measuring Value Correction and Uncertainty Analysis for Homodyne Interferometers”, *Measurement Science and Technology*, vol.22, no 9, pp 1-6, Aug. 2011.
- HAWKINS, D. M. (1980), *Identification of Outliers – (Monographs on Applied Probability and Statistics)*, Chapman and Hall, 1980.
- HAYKIN, S. (1999), *Neural Networks - A Comprehensive Foundation*, 2nd edition, Prentice-Hall, Inc., 1999.
- HAYKIN, S. (2009), *Neural Networks and Learning Machines*, Third Edition, Pearson Education Inc., 2009.

- HE, J., XU, J., YAO, X. (2000), "Solving Equations by Hybrid Evolutionary Computation Techniques", *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 4, no 3, pp 295-304, Sep. 2000.
- HÉLIE, S. (2008), "Energy Minimization in the Nonlinear Dynamic Recurrent Associative Memory", *Neural Networks*, vol. 21, no 7, pp 1041-1044, Sep. 2008.
- HENDRIX, E. M. T. & TÓTH, B. G. (2010), *Introduction to Nonlinear and Global Optimization*, vol. 37, *Springer Optimization and Its Application*, Springer-Verlag, 2010.
- HERRERA, F. & LOZANO, M. (1996), "Heuristic Crossover for Real-Coded Genetic Algorithms Based On Fuzzy Connectives", In: Hans-Michael Voigt, Werner Ebeling, Ingo Rechenberg, Hans-Paul Schwefel (eds.), *Parallel Problem Solving in Nature – PPSN IV*, vol. 1141, *Lecture Notes in Computer Science*, pp, 336-345, 1996.
- HIGHAM, N. J. (2002), *Accuracy and Stability of Numerical Algorithms*, Second Edition, Siam, 2002.
- HIGUCHI, T., LIU, Y., YAO, X. (2006). *Evolvable Hardware - Genetic and Evolutionary Computation*, Springer, 2006.
- HIRSCH, H. (2000), "Genetic Programming – Trends and Controversies", *IEEE Intelligent Systems Magazine*, pp 74-84, May-Jun. 2000.
- HOSSEINI, M. S. & MICHAILOVICH, O. V. (2009), "Derivative Compressed Sampling with Applications to Phase Unwrapping", *17th European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2009)*, Glasgow, Scotland, pp 115-119, 24-28 Aug. 2009.
- HUANG, D., SWANSON, E. A., LIN, C. P., SCHUMAN, J. S., STINSON, W. G., CHANG, W., HEE, M. R., FLOTTE, T, GREGORY, K., PULIAFITO, C. A., FUJIMOTO, J. G. (1991), "Optical Coherence Tomography", *Reports, Nature*, vol. 254, pp 1178-1181, Nov. 1991.
- HUANG, G-B., CHEN, L., SIEW, C-K. (2006), "Universal Approximation Using Incremental Constructive Feedforward Networks With Random Hidden Nodes", *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 17, no 4, pp 879-892, Jul. 2006.
- HUANG, G-B, DING, X, ZHOU, H. (2010), "Optimization Method Based Extreme Learning Machine for Classification", *Neurocomputing*, vol. 74, no 1-3, pp155–163, 2010.
- HUANG, G-B, WANG, D. H., LAN, Y., (2011), "Extreme learning machines: a survey", *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, vol. 2, no 2, pp 107-122, Jun. 2011.
- HUANG, G-B., ZHOU, H., DING, X., ZHANG, R. (2012), "Extreme Learning Machine for Regression and Multiclass Classification", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part B: Cybernetics*, vol. 42, no 2, pp 513-529, Apr. 2012.
- HUNG, C. C., KIM, Y., COLEMAN, T. L. (2002), "A Comparative Study of Radial Basis

- Function Neural Networks and Wavelet Neural Networks in Classification of Remotely Sensed Data", *Automation Congress, 2002 Proceedings of the 5th Biannual World*, pp 455-461, 2002.
- HYUN, S., CHOI, M., CHUN B. J., KIM, S., KIM, S-W., KIM, Y-J. (2013), "Frequency-Comb-Referenced Multi-Wavelength Profilometry for Largely Stepped Surfaces", *Optics Express*, vol. 21, no 8, pp 9780-9791, 22 Apr. 2013.
- IACCA, G. (2011), *Memory-Saving Optimization Algorithms for Systems with Limited Hardware*, Jyväskylä Studies in Computing 139, Jyväskylä University Printing House, 2011.
- ISO/IEC (2010), *Avaliação de dados de medição – Guia para a expressão de incerteza de medição*, tradução do original *Evaluation of Measurement Data - Guide to Expression of Uncertainty in Measurement, JCGM 100:2008, (GUM 1995 with minor corrections)*, First Edition JCGM/WG1-BIPM, corrected version 2010 plus Supplements, Sep. 2008/2010.
- ISSANCHOU, S. & GAUCHI, J-P. (2008), "Computer-Aided Optimal Designs for Improving Neural Network Generalization", *Neural Networks*, vol. 21, no 7, pp 945-950, Sep. 2008.
- JACQUES, L., HAMMOND, D. K., FADILI, M. J. (2010), "Dequantizing Compressed Sensing: When Oversampling and Non-Gaussian Constraints Combine", Disponível em: <[arXiv:0902.2367v4 \[math.OC\]](https://arxiv.org/abs/0902.2367v4)>. Acesso em: 22 Jun. 2010.
- JACQUES, L & VANDERGHEYNST, P, (2010), "Compressed Sensing: When Sparsity Meets Sampling", In: Gabriel Cristóbal, Peter Schelkens, Hugo Thienport, Wiley-Blackwell (eds.), *Optical and Digital Image Processing – Fundamentals and Applications*, pp 507-527, Feb. 2010.
- JAGGI, M. (1982), *Sparse Convex Optimization Methods for Machine Learning*, D.Sc. Thesis No 20013, ETH Zürich, May 1982.
- JAIN, K. A., DUIN, R. P. W., MAO, J. (2000) "Statistical Pattern Recognition: a Review", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no 1, Jan. 2000.
- JCGM (2009), *VIM – Vocabulário Internacional de Metrologia: Conceitos Fundamentais e Gerais e Termos Associados*, tradução do original *International Vocabulary of Metrology: basic and general concepts and associated terms – JCGM 200:2008 – INMETRO*, 2009.
- JI, S., YA, S., CARIN, L. (2008), "Bayesian Compressive Sensing", *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 56, no 6, Jun. 2008.

- JIANG, M., CHEN, W., ZHENG, Z., ZHONG, M. (2012), "Fringe Pattern Analysis by S-Transform", *Optics Communications*, vol. 285, no 3, pp 209-217, Feb. 2012.
- JIANG, M. & GIELEN, G. (2008), "Analysis of Quantization Effects on High-Order Function Neural Networks", *Journal of Applied Intelligence*, vol. 28, no 1, pp 51-67, Feb. 2008.
- JIMENEZ, J. F., CUEVAS, F. J., SOSSA, J. H., GOMEZ, L. E. (2010), "A Parametric Method Applied to Phase Recovery from a Fringe Pattern Based on a Particle Swarm Optimization", In: *Proceedings, Part I, Hybrid Artificial Intelligence Systems, 5th International Conference, HAIS 2010*, vol. 6076, *Lecture Notes in Computer Science*, San Sebastián, Spain, pp 40-47, 23-25 Jun., 2010.
- JONGEN, H. T., MEER, K., TRIESCH, E. (2004), *Optimization Theory*, Kluwer Academic Publishers, 2004.
- KANDPAL, H. C., MEHROTRA, R., RAMAN, S. (2005), "Determination of Surface Flatness by Spectral Interferometric Method", *Optics and Lasers in Engineering*, vol. 43, no 12, pp 1315-1321, 2005.
- KAPPLER, C. (1996), "Are Evolutionary Algorithms Improved by Large Mutations?", *Proceedings of the 4th Conference on Parallel Problem Solving from Nature*, no 1141, *Lecture Notes in Computer Science*. Springer, Berlin, pp 346-355, Sep. 1996.
- KENNEDY, J. & EBERHART, R. (1995), "Particle Swarm Optimization", *IEEE Proceedings of International Conference on Neural Networks*, vol. 4, pp 1942-1948, Nov. – Dec.1995.
- KELLEY, C. T. (1999) *Iterative Methods for Optimization*, Siam, 1999.
- KIM S-J., KOH, K., LUSTIG, M., BOYD, S., GORINEVSKY, D. (2007), "An Interior-Point Method for Large-Scale ℓ_1 -Regularized Least Squares", *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 1, no. 4, pp 609-617, Dec. 2007.
- KOK, Y., IRELAND, M. J., ROBERTSON, J. G., TUTHILL, P. G., WARRINGTON, B. A., TANGO, W. J., (2013), "Low-cost Scheme for High-precision Dual-wavelength Laser Metrology", *Applied Optics*, vol. 52, no 12, pp 2808-2814, 17 Apr. 2013.
- KRAMER, O. (2008), *Self Adaptive Heuristics for Evolutionary Computation, Series - Studies in Computational Intelligence*, vol. 147, Springer Verlag, p 39 illus., 2008.
- KREINOVICH, V., SIRISAENGTAKSIN, O., CABRERA, S. (1994), "Wavelet Neural Networks Are Asymptotically Optimal Approximators For Functions of One Variable", *IEEE International Conference on Neural Networks, IEEE World Congress on Computational Intelligence*, vol. 1, pp 299-394, 27 Jun. - 2 Jul. 1994.
- KYRIAZIS, G. A., RAMOS, P. M., CRUZ SERRA, A., (2012) "Bayesian and Least-Squares Algorithms for Estimating Signal Harmonics: A Comparative Study", *Measurement*, vol.

- 45, no 9, pp 2203–2212, 2012.
- KYRILLIDIS, A., PUY, G., CEVHER, V. (2012), “Hard Thresholding with Norm Constraints”, *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP)*, Japan, pp 645-648, Mar. 2012.
- LANGOJU, R., PATIL, A., RASTOGI, P. (2005), “Super-Resolution Fourier Transform Method in Phase Shifting Interferometry”, *Optics Express*, vol. 13, no 8, pp 7160-7173, 2005.
- LASKA, J. N., BOUFONOS, P. T., DAVENPORT, M. A., BARANIUK, M. A. (2011), “Democracy in Action: Quantization, Saturation, and Compressive Sensing”, *Journal of Applied and Computational Harmonic Analysis*, vol. 31, no 3, pp 429-443, Nov. 2011.
- LASKIN, R. A. (1995), “Technology for Space Optical Interferometry”, *3rd Aerospace Sciences Meeting and Exhibit*, Jan. 9-12 1995.
- LAURIE, D. (2001), “Computation of Gauss-type Quadrature Formulas”, *Journal of Computational and Applied Mathematics*, vol. 127, pp 201-217, 2001.
- LEÓN-SALAS, W. D., BALKIR, S., SAYOOD, K., SCHEMM, N., HOFFMAN, M. W. (2007). “A CMOS Imager With Focal Plane Compression Using Predictive Coding”, *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, vol. 42, no 11, Nov. 2007.
- LEE, K. & BRESLER, Y. (2008), “Computing Performance Guarantees for Compressed Sensing”, *Proceedings IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing 2008 ICASSP 2008*, pp 5129-5132, Mar. 31 - Apr. 04 2008.
- LEHMAN, E., LEIGHTON, F. T. MEYER, A. R. (2011), *Mathematics for Computer Science*, Creative Commons, Mar. 2011.
- LEUNG, K-S., DUAN, Q-H., XU, Z-B., WONG, C. K. (2001), “A New Model of Simulated Evolutionary Computation — Convergence Analysis and Specifications”, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 5, no 1, pp 3-16, Feb. 2001.
- LEVY, A. B. (2009), *The Basics of Practical Optimization*, Society for Industrial and Applied Mathematics - Siam, 2009.
- LI, Y. & ZENG, X. (2010), “Multi-Population Co-Genetic Algorithm With Double Chain-Like Agents Structure for Parallel Global Numerical Optimization”, *Journal of Applied Intelligence*, vol. 32, no 3, pp 292-310, Jun. 2010.
- LI, Z., HERMANN, K., POHLENZ, F. (2003), “A Neural Network Approach to Correcting Nonlinearity in Optical Interferometers”, *Measurement Science and Technology*, vol. 14, no 3, pp 376-381, 2003.
- LIANG, N-Y., HUANG, G-B., SARATCHANDRAN, P., SUNDARAJAN, N. (2006), “A Fast and Accurate Online Sequential Learning Algorithm for Feedforward Networks”, *IEEE*

- Transactions on Neural Networks*, vol. 17, no. 6, pp 1441-1423, Nov. 2006.
- LIGUORI, C., PAOLILLO, A., PIETROSANTO, A. (2003), "A Parametric Model for the Uncertainty of Digital Images", *XVII IMEKO World Congress- Metrology on 3rd Millenium*, Dubrovnik, Croatia, pp 167-172, 22-27 Jun. 2003.
- LIN, F.-J. SHIEH, H.-J. HUANG, P.-K. (2006), "Adaptive Wavelet Neural Network Control With Hysteresis Estimation for Piezo-Positioning Mechanism", *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 17, no. 2, pp 432-444, 2006.
- LIN, Z., HOFFMAN, W., SCHEMM, N., LEON-SALAS, W. D., BALKIR, S. (2008), "A CMOS Image Sensor for Multi-Level Focal Plane Image Decomposition", *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, vol. 55, no 9, pp 2561-2572, Oct. 2008.
- LINHARES, A. & YANASSE, H. H. (2008), "Search Intensity Versus Search Diversity: a False Trade off?" *Applied Intelligence*, vol. 32, no 3, pp 279–291, 2010.
- LIU, S. & KANG, J. U. (2010), "Compressive SD-OCT: the Application of Compressed Sensing in Spectral Domain Optical Coherence Tomography", *Optics Express*, vol. 18, no 21, pp 22010-22019, Oct. 2010.
- LIU, X. (2002), *CMOS Image Sensors Dynamic Range and SNR Enhancement via Statistical Signal Processing*, Thesis Submitted for Fulfillment of Requirements to Degree in Doctor of Philosophy, Dept. of Electrical Engineering, Stanford University, Jun. 2002.
- LIU, Y. & YAO, X. (2001), "Scaling Up Fast Evolutionary Programming with Cooperative Coevolution", *Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation*, Seoul, Korea, IEEE, vol.2, pp 1101-1108, 2001.
- LOUCHET, J. (2009), "Modelling and Optimization in Image Analysis" In: Patrick Siarry (ed.), *Optimization in Signal and Image Processing*, ISTE Ltd. John Wiley & Sons, Inc, pp 1-13, 2009
- MA, J. (2007), "Characterization of Textural Surfaces Using Wave Atoms", *Applied Physics Letters*, vol. 90, no 26, 264101, pp 1-3, Jun. 2007.
- MA, J. (2010), "Compressed Sensing for Surface Characterization and Metrology", *IEEE Transactions of Instrumentation and Measurement*, vol. 59, no. 6, pp 1600-1615, Jun. 2010.
- MALACARA, D., SERVÍN, M., MALACARA Z. (2005), *Interferogram Analysis for Optical Testing*, 2nd Edition, Taylor & Francis, 2005.
- MALINOVSKY, I., FRANÇA, R. S., COUCEIRO, I. B., LIMA, M. S., AZEREDO, C. L. S., ALMEIDA, C. M. S. WEID, J. P. (2012), "Primary Imaging Interference Microscope for Nanometrology", *XX IMEKO World Congress, Metrology for Green Growth*, Busan, Republic of Korea, Sep. 9–14, 2012.

- MALINOVSKY, I., TITOV, A., BELAÏDI, H., FRANÇA, R. S., DUTRA, J. A., MASSONE, C. A. (1999), "Towards Subnanometer Uncertainty in Interferometric Length Measurements of Short Gauge Blocks", *Applied Optics*, vol. 38, no 1, pp 101-112, Jan. 1999.
- MALVAR, H. S., HALLAPURO, A. KARCZEWICKZ, M., KEROFISKY, L. (2003), "Low-Complexity Transform and Quantization in H.264/AVC", *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 13, no 7, Jul. 2003.
- MARDIA, K. V. & JUPP, P. E., (2000), *Directional Statistics*, Wiley, 2000.
- MATSUMOTO, H., SASAKI, K., HIRAI, A. (2005), "Remote Calibration of Length Standards Using 47-km-Long Optical Fiber Network", *Japanese Journal of Applied Physics*, vol. 44, no 30, pp L970-L972, Jul. 2005.
- MATTINGLEY, J. & BOYD, S. (2010), "Real-Time Convex Optimization in Signal Processing – Recent advances that make it easier to design and implement algorithms", *IEEE Signal Processing Magazine*, pp 50-61, May 2010.
- MATTINGLEY, J., WANG, Y., BOYD, S. (2010), "Code Generation for Receding Horizon Control", *IEEE International Symposium on Computer-Aided Control System Design, IEEE Multi-Conference on Systems and Control*, Yokohama, Japan, pp 985-992, 8-10 Sep. 2010.
- MATTINGLEY, J., WANG, Y., BOYD, S. (2011), "Receding Horizon Control"- Automatic Generation of High Speed Solvers", *IEEE Control Systems Magazine*, pp 52-55, Jun. 2011.
- MEHTA S. & ETIENNE-CUMMINGS, R. (2006), "A Simplified Normal Optical Flow Measurement CMOS Camera", *IEEE Transactions on Circuits and Systems — I: Regular Papers*, vol. 53, no 6, Jun. 2006.
- MENG, D. (2006), *Filtering Technique for Interferometric Phase Images*, Master of Philosophy Thesis – School of Electrical Engineering and Telecommunications, University of New South Wales, Sidney, Australia, Aug. 2006.
- MICHALEWICZ, Z. & MICHALEWICZ, M. (1997), "Evolutionary Computation Techniques and Their Applications", *IEEE International Conference on Intelligent Processing Systems*, Beijing, China, pp 14-25, pp 28-31 Oct. 1997.
- MILLS, H., BURTON, D. R., LALOR, M. J. (1995), "Applying Backpropagation Neural Networks to Fringe Analysis", *Optics and Lasers in Engineering*, vol. 23, no 5, pp 331-341, 1995.
- MITOS, A., CHACHUAT, B., BARTON, P. I. (2009), "McCormick-Based Relaxations of Algorithms", *SIAM Journal on Optimization*, vol..2, no 2, pp 573-601, 2009.
- MONSON, C. K., & SEPPI, K. D. (2008), "A Graphical Model for Evolutionary Optimization",

- Journal of *Evolutionary Computation*, vol. 16, no 3, pp 289-313, fall 2008.
- NARUMI, T., SHUTOH, S., NAKAMURA, T., IIDA, J., SAWABE, M., (1998), "Development of New Automatic Interferometer up to 250 mm", In: Jennifer E. Decker and Nicholas Brown (eds.), *Proceedings SPIE Recent Developments in Optical Gauge Block Metrology*, vol. 3477, 76, p. 76-81, Sep. 1998.
- NAYAK, R. & SEELAMANTULA, C. S. (2012), "Optimal Sparsifying Bases for Frequency-Domain Optical-Coherence Tomography", *Optics Letters*, vol. 37, no 23, pp 4907-4909, 1 Dec. 2012.
- NEEDELL, D & TROPP, J. A. (2008), "CoSaMP: Iterative Signal Recovery from Incomplete and Inaccurate Samples", *Information Theory and Applications*, vol. 31, San Diego, Jan. 2008
- NIKIAS, C. L. & MENDEL, J. M., (1993), "Signal Processing with Higher-Order Spectra", *IEEE Signal Processing Magazine*, pp 13- 37, Jul. 1993.
- NICOLAUS A. & BÖNSCH, G. (2005), "Absolute Volume Determination of a Silicon Sphere with the Spherical Interferometer of PTB", *Metrologia*, vol. 42, pp 24-31, 2005
- NOCEDAL, J. & WRIGHT, S. J. (2006), *Numerical Optimization*, 2nd Edition, Springer-Verlag, 2006.
- NOSATO, H., MURAKAWA, M., KASAI, Y., HIGUCHI, T. (2006), Evolvable Optical Systems", In: Tetsuya Higuchi & Xin Yao (eds.), *Evolvable Hardware – Genetic and Evolutionary Computation*, Chapter 11, Springer US, VIII, 224, pp 199-207, 2006.
- NOSATO, H., SASAGE, T., MURAKAWA, M., ITATANI, T., HIGUCHI, T., FURUYA, T. (2003), "Automatic Adjustment of a Michelson Interferometer Using Genetic Algorithms", *IEEJ Transactions on Electronics Information and Systems (Transactions of the Institute of Electrical Engineers of Japan - C)*, vol. 128, no 1, pp 150-158, 2003.
- OHTA, J. (2008), *Smart CMOS Image Sensors and Applications*, Taylor and Francis Group LLC, 2008.
- OLIVEIRA, M. A. J, AMARAL, J. L. M., AMARAL . F. M. (2009), "Auto-Ajuste de Sensores com Poucos Pontos Utilizando Redes Neurais", *V Congresso Brasileiro de Metrologia - Metrologia 2009*, Salvador, BA, Brazil, Nov. 09-13/2009.
- OLIVEIRA, M. A. J, AMARAL, J. L. M., AMARAL . F. M. (2009), "Interpolação de Termoresistências com Poucos Pontos Utilizando Algoritmo Genético", *V Congresso Brasileiro de Metrologia - Metrologia 2009*, Salvador, BA, Brazil, 09-13 Nov. 2009.
- PAINE, R. W. & TANI, J. (2005), "How Hierarchical Control Self-Organizes in Artificial Adaptive Systems", *Adaptive Behaviour*, vol. 13, no 3, pp 211-225, 2005.
- PAJARES, G. (2006), "Image Change Detection", *IEEE Transactions on Neural Networks*,

vol. 17, no 5, Sep. 2006.

- PANDIT, S. & CHAN, D. P. (1999), "Comparison of Fourier-Transform and Data-Dependent System Profilometry by Use of Interferometric Regeneration", *Applied Optics*, vol. 38, no 19, Jul. 1999.
- PARK, B-J, PEDRYCZ, W, M., OH, S-K. (2010), "Polynomial-Based Radial Basis Function Neural Networks (P-RBF NNs) and Their Application to Pattern Classification", *Applied Intelligence*, vol. 32, no 1, pp 27-46, 2010.
- PARK, T-J., CHOI, H-S., HAN, C-H., LEE, Y-W. (2005), "Real-Time Precision Displacement Measurement Interferometer Using the Robust Discrete Time Kalman Filter", *Optics & Laser Technology*, vol. 37, no 3, pp 229-234, 2005.
- PEDERSEN, M. E. H. (2010), *Tuning & Simplifying Heuristical Optimization*. Thesis for the degree of Doctor of Philosophy, Computational Engineering and Design Group, School of Engineering Sciences, University of Southampton, Jan. 2010.
- PEEBLES, P. Z. (2001), *Probability, Random Variable and Random Signal Principles*, Fourth Edition, McGrall Hill, 2001.
- PEYRÉ, G. (2010), "Best Basis Compressed Sensing", *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 58, no. 5, pp: 2613-2622, May 2010.
- PIMENTEL Jr., R. A. (2012), *Uma História da Interferometria no Século XIX*. Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-graduação em História das Ciências e das Técnicas e Epistemologia (HCTE) da UFRJ, Mar. 2012.
- PLATEL, F. D., SCHLIEBS, S., KASABOV, N. (2009), "Quantum-Inspired Evolutionary Algorithm: A Multimodel EDA", *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 13. no 6, pp 1219-1232, Dec. 2009.
- POTTER, L. C., ERTIN, E., PARKER, J. T., ÇETIN, M. (2010), "Sparsity and Compressed Sensing in Radar Imaging", *Proceedings of IEEE, Invited Paper*, vol. 98, no 6, pp 1006-1020, Jun. 2010.
- PRESS, W. H., TEUKOLSKY, S. A., VETTERLING, W. T., FLANNERY, B. P. (2007), *Numerical Recipes – The Art of Scientific Computing*, Third Edition, Cambridge University Press, 2007.
- PREUSS, W. & WESSING, S. (2013), "Measuring Multimodal Optimization Solution Sets with a View to Multiobjective Techniques" in *Evolve – A Bridge Between Probability, Set Oriented Numerics and Evolutionary Computation* – International Conference held at Leiden University, Springer, pp 123-137, Jul. 10-13, 2013.
- PRICE, K. V., STORN, R. M., LAMPINEN, J. A. (2005), *Differential Evolution – A Practical Approach to Global Optimization*, Springer-Verlag, 2005.

- QUINN, T. J. (2003), "Practical Realization of the Definition of the Metre, Including Recommended Radiations of Other Optical Frequency Standards (2001) – International Report", *Metrologia*, vol. 40, no 2, pp 103-133, Apr. 2003.
- RAHNAMAYAN, S., TIZHOOSH, H. R., SALAMA, M. A. (2008), "Opposition-Based Differential Evolution", *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 12, no 1, pp 64-79, Feb. 2008.
- RAMOS, P. M., SILVA, M. F., MARTINS, R. C., SERRA, A. M. (2006), "Simulation and Experimental Results of Multiharmonic Least-Squares Fitting Algorithms Applied to Periodic Signals", *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 55, no 2, pp 646-651, Apr. 2006.
- RASTEGAR, R. & HARIRI, A. (2006), "A Step Forward in Studying the Compact Genetic Algorithm", *Evolutionary Computation*, vol. 14, no 3, pp 227-289, 2006.
- RIOS, L. M. & SAHIDINIS, N. V. (2013), "Derivative-free Optimization: A Review of Algorithms and Comparison of Software Implementations", *Journal of Global Optimization*, vol. 56, no 1, pp 1247-1293, Jul. 2013.
- ROBUCCI, R., GRAY, J.D., LEUNG K. C.; ROMBERG, J.; HASLER, P. (2010), "Compressive Sensing on a CMOS Separable-Transform Image Sensor", *Proceedings of the IEEE*, vol. 98, no 6, pp 1089-1101, Jun. 2010.
- ROKACH, L. (2010), "Ensemble Methods in Supervised Learning", In: Oded Maimon, Lior Rokach (eds.), *Data Mining and Knowledge Discovery Handbook*, Second Edition, Springer, pp. 959-980, 2010.
- ROMBERG, J. K. (2006), "Sparse Signal Recovery via ℓ_1 Minimization", *IEEE 40th Annual Conference on Information Science and Systems*, pp 213-215, 22-24 Mar. 2006.
- ROSE, K. (1998), "Deterministic Annealing for Clustering, Compression, Classification, Regression, and Related Optimization Problems", *Proceedings of the IEEE*, vol. 86, no 11, pp 2210-2239, Nov. 1998.
- ROSTAMI, M. (2013), *Compressed Sensing with Side Information on the Feasible Region*, Springer Briefs in Electrical and Computer Engineering Springer, 2013.
- RUBINSTEIN, E., (2005), *Support Vector Machines via Advanced Optimization Techniques*. Master Thesis, submitted to the senate of the Technion – Israel Institute of Technology, Haifa, Nov. 2005.
- RUBINSTEIN, R. Y., KROESE, D. P. (2004), *The Cross Entropy Method – A Unified Approach to Combinatorial Optimization, Monte Carlo Simulation and machine Learning*, Information Science and Statistics, Springer, 2004.
- SÁ, L. B. & MESQUITA, A. C., (2007), "Synthesis of Voltage Follower with Only CMOS

- Transistors Using Evolutionary Methods”, *Proceedings of 2007 NASA/ESA Conference on Adaptive Hardware and Systems, AHS-2007*, IEEE Computer Society, Edinburgh, UK, pp 478-485, 2007.
- SÁ, L. B. & MESQUITA, A. C., (2009), “Evolutionary Synthesis of Low-Sensitivity Digital Filters Using Adjacency Matrix”, *Evolutionary Intelligence*. vol. 2, no 3, pp 103–120, Oct. 2009.
- SALAMA, K & AL-YAMANI, A. (2005), “Analysis of Self-Correcting Active Pixel Sensors”, In: Rene Rasmussen, Yoichi Miyake (eds.), *Image Quality and System Performance II, Proceedings of SPIE-IS&T Electronic Imaging*, SPIE vol. 5668, pp 262-269, 2005.
- SÁNCHEZ-ESCOBAR, J. J. & VÁSQUEZ-MONTIEL, S. (2005), "Experimental Interferogram Analysis Using an Automatic Polynomial Fitting Method Based on Evolutionary Computation", *Optical Engineering*, vol. 44, no 4, Apr. 2005.
- SANZ, S. D. (2009), *Nuevos algoritmos de entrenamiento y visualización de redes neuronales autoorganizativas para su aplicación en Teledetección*. Tesis Doctoral - Ingeniería en Informática, Departamento de Arquitectura y Tecnología de Sistemas Informáticos, Facultad de Informática, Universidad Politécnica de Madrid, 2009.
- SANTA-CRUZ, D., EBRAHIMI, T., ASKELÖF, J. LARSSON, M., CHRISTOPOULOS, C. A. (2000), “JPEG 2000 Still Image Coding Versus Other Standards”, *Proceedings of the SPIE's 45th annual meeting, Applications of Digital Image Processing XXIII*, vol. 4115, pp 446-454, 30 Jul. - 4 Aug. 2000.
- SAPTARI, V. (2004), *Fourier Transform Spectroscopy Instrumentation Engineering*, SPIE Tutorial Texts in Optical Engineering, vol. TT61, SPIE, 2004.
- SCHALKOFF, R. (1992), *Pattern Recognition – Statistical Structural and Neural Approaches*, John Wiley & Sons, 1992.
- SCHILIERKAMP-VOOSEN, D., MÜHLENBEIN, H., (1994), “Strategy Adaptation by Competing Subpopulations”, In: *Parallel Problem Solving from Nature PPSN III*, Springer, Jerusalem, pp 199-208, Oct. 1994.
- SCHÖEDEL, R. (2010), “Einige Grundlagen der Interferentiellen Längenmessung”, *PTB Mitteilungen – Themenschwerpunkt – Interferometrie in Massverkörperungen Teil 1*, 120. Jahrgang, Heft 1. pp 3-10, Mar. 2010.
- SCHOLZ, D. (2012), “Geometric Branch-and-Bound Methods for Constrained Global Optimization Problems”, *Journal of Global Optimization*, Springer, Published online Aug. 2012.
- SCHOUKENS, J., PINTELON, R., AND VAN HAMME, H. (1992), “The Interpolated Fast Fourier Transform: A Comparative Study,” *IEEE Transactions Instrumentation*

- Measurements*, vol. 41, no 2, pp. 226–232, Apr. 1992.
- SEEGER, M. W. (2008), "Bayesian Inference and Optimal Design for the Sparse Linear Model", *Journal of Machine Learning Research*, vol. 9, pp 759-813, Apr. 2008.
- SENDHOFF, B., ROBERTS, M., YAO, X. (2003), "Evolutionary Computation Benchmarking Repository", *IEEE Computational Intelligence Magazine*, pp 50-51-60, Nov. 2006.
- SHALEV-SHWARTZ, S., SHAMIR, O., SREBRO, N, SRIDHARAN, K. (2009), "Stochastic Convex Optimization", *Proceedings of COLT 2009, 22nd Conference on Learning Theory*, Montreal, Quebec, Canada, pp 18-21 Jun. 2009.
- SIARRY, P., COLLET, P., LOUCHET, J. (2009), "Artificial Evolution and the Parisian Approach. Applications in the Processing of Signals and Images", Chapter 2 In: Patrick Siarry & Louchet, J., (eds.), *Optimization in Signal and Image Processing, on-line version 2010*, ISTE Ltd. John Wiley & Sons, Inc, pp 1-13,.2009.
- SILVA, S. DA MOTA, RIBEIRO, R., RODRIGUES, J. D., VAZ , M. A. P., MONTEIRO, J. M., (2004), "The Application of Genetic Algorithms for Shape Control with Piezoelectric Patches—an Experimental Comparison", *Smart Materials and Structures*, vol. 13, no 1, pp 220-226, 2004.
- SIVRIDIS, I., KOTINI, A., ANNINOS, P. (2008), "The Process of Learning in Neural Net Models with Poisson and Gauss Connectivities", *Neural Networks*, vol. 21, no 1, pp 28-35, Jan. 2008.
- SMITH, R. (2006), *Optical Measurement of Ultra Fine Linewidths Using Artificial Neural Networks*. Doctoral Thesis, University of Nottingham, Aug. 2006.
- SOFGE, D. A. (2006), "Toward a Framework for Quantum Evolutionary Computation", *IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems CIS 2006*, pp 1-6, 7-9 Jun. 2006.
- SPALL, J. C. (2003), "Reinforcement Learning via Temporal Differences", Cap 11 de *Introduction to Stochastic Search and Optimization: Estimation and Control*, John Wiley & Sons Inc., pp 278-299, 2003.
- SPALL, J. C., HILL, S. D., STARK, D. R., (1999), "Theoretical Comparisons of Evolutionary Computation and Other Optimization Approaches", *IEEE Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation, CEC 99*, vol. 2, pp 1398-1405, 1999.
- STARCK, J-L., CANDÈS, E. J., DONOHO, D. (2002), "The Curvelet Transform for Image Denoising", *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 11, no 6, pp 670-684, Jun. 2002.
- STARCK, J- L., MURTAGH, F., FADILL, J. M. (2010), *Sparse Image and Signal Processing – Wavelets, Curvelets, Morphologic Diversity*, Cambridge University Press, 2010.
- STEEB, W-H, HARDY, Y., STOOP, R. (2005), *The Nonlinear Workbook*, 3rd Edition, World

- Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 2005.
- STRAND, J. & TAXT, T. (1999), "Performance Evaluation of Two-Dimensional Phase Unwrapping Algorithm", *Applied Optics*, vol. 38, no 20, Jul. 1999.
- STRUBE, S., MOLNAR, G., DANZELBRINK, H-U. (2011), "Compact Field Programmable Gate Array (FPGA)-Based Multi-Axial Interferometer for Simultaneous Tilt and Distance Measurement in the Sub-Nanometre Range", *Measurement Science and Technology*, vol. 22, no 9, pp 1-8, 2011.
- SUREKHA, S. S. (2010), *Computational Intelligence Paradigms: Theory and Applications Using MATLAB*, Taylor & Francis Group, 2010.
- SYED, O. (1995), *Applying Genetic Algorithms to Recurrent Neural Networks for Learning Network Parameters and Architecture*, M. Sc. Thesis, Case Western Reserve University, 1995.
- SZU, H. & HARTLEY, R. (1987), "Fast Simulated Annealing", *Physics Letters A*, vol. 122, no 4, pp 157-162, Jun. 1987.
- TAGLIARINI, G. A., CHRIST, F. J., PAGE, E. W. (1991), "Optimization Using Neural Networks", *IEEE Transactions on Computers*, vol. 40, no 12, pp 1347-1358, Dec. 1991.
- TAKEDA, M. INA, H., KOBAYASHI, S. (1981), "Fourier Transform Method of Fringe-Pattern Analysis for Computer-Based Topography and Interferometry", *Journal of Optical Society of America*, vol. 72, no 1, pp 156-160, Jan. 1982.
- TEJADA, F., ANDREOU, A. G., MIRAGLIOTTA, J. A., OSIANDER, R. WESOLEK, D. (2004), "Silicon On Sapphire CMOS Architectures for Interferometric Array Readout", *Proceedings IEEE International Symposium on Circuits and Systems ISCAS 2004*, Vancouver, pp IV- 820-3, vol. 4, 23-26 May 2004.
- TELLEZ-QUIÑONES, A., MALACARA-DOBLADO, D., GARCÍA-MÁRQUEZ, J. (2012), "Phase-Shifting Algorithms for a Finite Number of Harmonics: First- Order Analysis by Solving Linear Systems", *Journal of Optical Society of America A*, vol. 29, no 4, pp 431-441, Apr. 2012.
- THIÉBAUT, E. & GIOVANELLI, J-F. (2010), "Image Reconstruction in Optical Interferometry", *IEEE Signal Processing Magazine*, pp 97-109, Jan. 2010.
- THUILLARD, M. (2001), *Wavelets in Soft Computing, World Scientific Series in Robotics and Intelligent Systems*, vol. 25, World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 2001.
- TOLEDO, L. E. & CUEVAS, F. J. (2008), "Optical Metrology by Fringe Processing on Independent Windows Using a Genetic Algorithm", *Experimental Mechanics*, vol. 48, no 4, pp 559-569, 2008.
- TOWERS, C. T., TOWERS, D. P., JONES, J. D. C. (2005), "Absolute Fringe Order

- Calculation Using Optimized Multi-Frequency Selection in Full-Field Profilometry”, *Optics and Lasers in Engineering*, vol. 43, no 7, pp 788-800, 2005.
- TROUTMAN, J. L. (1996) *Variational Calculus and Optimal Control*, 2nd Edition, Springer-Verlag New York, Inc., 1996.
- TSUKAMOTO, Y. & NAMATAINE, A., (1996), “Evolving Neural Networks”, *Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation 1996*, pp 689-693, May 1996.
- TURKEY, M. & POLI, R. (2014), “A Model for Analysing the Collective Dynamic Behaviour and Characterising the Exploitation of Population-based Algorithms”, *Evolutionary Computation*, vol. 22, no 1, pp 159-188, 2014.
- UDEM, T. H., HOLZWARTH, R., HÄNSCH, T. W. (2002), “Optical Frequency Metrology”, *Nature*, vol. 416, Issue 6877, pp. 233-237, 2002.
- VAIDYANATHAN, P. P. (1993), *Multirate Systems and Filter Banks*, Prentice Hall, 1993.
- VANHERZEELE, J., GUILLAUME, P. VANLANDUIT, S. (2005), “Fourier Fringe Processing Using a Regressive Fourier-Transform Technique”, *Optics and Lasers in Engineering*, vol. 43, no 6, pp 645-858, Jun. 2005.
- VARAYA, P. (1998), *Lecture Notes on Optimization*, Berkeley, 1998.
- VASVANI, N. (2008), “Kalman Filtered Compressed Sensing”, *IEEE International Conference Image Processing (ICIP)*, Disponível em: <arXiv:0804.0819v1>, Acesso em: Apr. 2008.
- VIEIRA, P. F., SÁ, L. B., BOTELHO, J. P. B., MESQUITA, A. C. (2004), “Evolutionary Synthesis of Analog Circuits Using Only MOS Transistors”, *Proceedings of the 2004 NASA/DoD Conference on Evolvable Hardware*, IEEE Computer Press, USA, pp. 38-45, 24-26 Jun. 2004.
- VILELA NETO, O. P. & PACHECO, M. A. C. (2012), *Nanotecnologia Computacional Inteligente – concebendo a Engenharia em Nanotecnologia*, Editora PUC-Rio & Editora Interciência Ltda., 2012.
- WANG, C. M. & IYER, H. K. (2005), “Propagation of Uncertainties in Measurements Using Generalized Inference”, *Metrologia*, vol. 42, pp 145-153, 2005.
- WANG, X., GAO, X., OVASKA, S. J. (2009), “Fusion of Clonal Selection Algorithm and Harmony Search Method in Optimization of Fuzzy Classification Systems”, *International Journal of Bio-Inspired Computation*, vol. 1, no 1/2, pp 80-88, 2009.
- WATKINS, L. R., TAN, S. M., BARNES, T. H. (1999), “Determination of Interferometer Phase Distributions by Use of Wavelets”, *Optics Letters*, vol. 24, no 13, pp 905-907, Jul. 1999.
- WYANT, J. C. & CREATH, K. (1992), “Basic Wavefront Aberration Theory for Optical Metrology”, In: Robert Shannon and James Wyant (eds.), *Applied Optics and Optical*

- Engineering*, vol. XI, part 2, Academic Press, pp 28-39, 1992.
- WEISE, T. (2009), *Global Optimization Algorithms – Theory and Application*, (e-book), Acesso em: 26 Jun. 2009.
- WEISS, Y., CHANG, H. S., FREEMAN, W. T. (2007), "Learning Compressed Sensing", *45th Allerton Conference on Communication, Control and Computing*, 26-28 Sep. 2007.
- WHITACRE, J. M., SARKER, R. A., PHAM, Q. T. (2008), "The Self-Organization of Interaction Networks for Nature-Inspired Optimization", *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 12, no 2, pp 220-230, Apr. 2008.
- WINSTON, P. H. (1993), *Artificial Intelligence*, Third Edition, Addison-Wesley Pub, 1993.
- WOLPERT, D. H. & MACREADY, W. G. (1997), "No Free Lunch Theorems for Optimization", *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 1, no 1, pp 67-82, Apr. 1997.
- WRIGHT, S. J. (1997), *Primal-Dual Interior-Point Methods*, SIAM – Society for Industrial and Applied Mathematics, 1997.
- WU, Y. & TAKATSUKA, M. (2005), "The Geodesic Self-Organizing Map and Its Error Analysis", *Proceedings ACSC '05 of the Twenty-Eighth Australasian Conference on Computer Science*, vol. 38, pp 343-351, 2005.
- XIA, Y. & WANG J. (2003), "A General Projection Neural Network for Solving Optimization and Related Problems", *IEEE Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, vol. 3, pp 2334-2339, 20-24 Jul. 2003.
- XING, H-H. & HU, B-G. (2005), "Gauss-Chebyshev Neural Networks", *Proceedings of the Fourth International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, Guangzhou, China, pp 4110-4115, 18-21 Aug. 2005.
- YANG, S. S, SIU, S., HO, C-L. (2008), "Analysis of the Initial Values in Split-Complex Backpropagation Algorithm", *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 18, no 9, pp 1564-1573, Sep. 2008.
- YANG, W., SPRINGER, M., STROHABER, J., KOLOMENSKI, A., SCHUESSLER, H., KATTAWAR. G., SOKOLOV, A. (2010), "Spectral Phase Retrieval from Interferometric Autocorrelation by a Combination of Graduated Optimization and Genetic Algorithms", *Optics Express*, vol. 18, no 14, pp. 15028-15038, 5 Jul. 2010.
- YAO, X. (1999), "Evolving Artificial Neural Networks", *Proceedings of the IEEE*, vol. 97, no 9, pp 1423-1447, Sep. 1999.
- YPMA, A. & DUIN, R. P. W. (1997), "Using the Wavenet for Function Approximation", *Proceedings of the Third Annual Conference of the Advanced School for Computer and Imaging (ASCI'97)*, Heijen, NL, Delft, pp 236-240, 2-4 Jun. 1997.
- ZAKNICH, A. (1998), "Introduction to the Modified Probabilistic Neural Network for General

- Signal Processing Applications”, *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 46, no 7, pp 1980-1990, Jul. 1998.
- ZEBKER, H. A. & LU, Y. (1998), “Phase Unwrapping Algorithms for Radar Interferometry: Residue-Cut, Least-Squares, and Synthesis Algorithms”, *Journal of Optical Society of America*, vol. 15, no 3, pp 586-598, Mar. 1998.
- ZHAO, S. Y. & SZETO, K. Y. (2007), “Combining Exhaustive Search with Evolutionary Computation via Computational Resource Allocation”, *IEEE Congress on Evolutionary Computation CEC2007*, pp 1878-1881, 25-08 Sep. 2007.
- ZHANG, B-T. (1999), “A Bayesian Framework for Evolutionary Computation”, *IEEE Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation CEC 99*, vol. 1, pp 722-728, 6-9 Jul.1999.
- ZHANG, Q. & BENVENISTE, A. (1992), “Wavelet Networks”, *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 3, no 6, pp 889-898, Nov. 1992
- ZHENG, G., WANG, Y., YANG, C. (2010), “Pixel Level Optical-Transfer-Function Design Based on the Surface-Wave-Interferometry Aperture”, *Optics Express*, vol. 18, no 16, pp 16499-16506, Aug. 2010.
- ZHU, Y., LIU, L., LUAN, Z., LI, A. (2006), “A Reliable Phase Unwrapping Algorithm Based on the Local Fitting Plane and Quality Map”, *Journal of Optics A: Pure and Applied Optics*, vol. 8, no 6, pp 518-523, Jun. 2006.
- ZIELESNY, A. (2011), *From Curve Fitting to Machine Learning: an Illustrative Guide to Scientific Data Analysis and Computational Intelligence*, vol. 18, *Intelligence Systems Reference Library*, Springer-Verlag, Jan. 2011.
- ZYMNIS, A., BOYD, S., CANDÈS, E. J. (2010), “Compressed Sensing With Quantized Measurements”, *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 17, no 2, pp. 149-152, Feb. 2010.

Páginas On-Line

- Curso on-line sobre Compressed Sensing + Implementações de CS em Hardware - Emmanuel Candès (assistido em 04-08/02/12 e 12/02/12, respectivamente), a partir do blog “Nuit Blanche” de Igor Carron, especializado em CS: Disponível em <<http://nuit-blanche.blogspot.com/p/teaching-compressed-sensing.html>>.
- Site com repositório de artigos sobre “Compressed Sensing” da Rice University: <http://dsp.rice.edu/cs/ref_chron>.
- Aulas 4 e 6 do ciclo das palestras de Emmanuel Candès, ministradas na Universidade de Cambridge em março de 2011 -- <<http://www.sms.cam.ac.uk/media/1119053>> Aula 4 assistida em 08/02/2012. Aula 6 assistida em 22/02/2013.

APÊNDICE 1. Pseudo-Códigos dos Algoritmos Desenvolvidos

Seguem abaixo os pseudo-códigos das implementações em Matlab para as versões #1, #2, #3 e #4 do algoritmo usado para otimização de parâmetros na estimativa de diferença mútua de fase entre três canais 1D extraídos de um padrão interferométrico em 2D. As rotinas incluídas nestes algoritmos, conforme apresentados abaixo, já podem ser diretamente utilizadas como ferramentas metrológicas práticas e auxiliares para a determinação do mensurando “desvio de comprimento” de blocos-padrão com distintos graus de desempenho em função de sua sofisticação:

% ALG#1 Simplified Evolutionary Algorithm

```
Define_Init_Param(Num_vect, Num_iter, Num_trial); % Example: (16, 256, 100)
Read_Interferogram; % 2D digitized fringe image - 8 bits resolution
Select_3_1D_channels(c1,c2,c3,Npix); % Npix = channel length
% Fixed frame/block coordinates
% N pixels central channel -- gauge-block + 2 symmetrical lateral channels - support plate

% Phase I - GC/Preconditioning
For c = 1:3 % c => 3 interferogram channels
    Gaussian_smooth(c); % 9 pts. discrete gaussian convolution
    [freq_m, min, max] = Peak_count(c); % freq. and amplitd. boundary definition
    For i = 1:Num_vect
        Random_Init_Param(freq(i,c)); Uniform_Init_Param(phi(i,c));
        % one-param. bounded randomizing -> freq(i,c) = U[freq_m-1, freq_m+1], phi(i,c) = U[-0.5,0.5]
        Fit(i,c) = || (I_model(x,i,c) - I(x,c)) Tri(x) ||;
        % Initial Fit -> I_model(x,i,c) = A{1 + sin[2π(freq(i,c) * x / Npix + Phi(i,c))]}
    end;
end;

% Phase II - Stochastic EA
For trial = 1:Num_trial
    For c = 1:3 % One search per channel
        For iter = 1:Num_iter
            For j = 1:Num_vect/2 % Full Pop. Recombination
                [phi2(j,c),phi2(j+Num_vect/2,c)] = SwapCross(phi(j,c), phi(j+Num_vect/2,c));
            end;
            For k = 1:Num_vect % Full Param. Mutation and Pop. Selection
                [freq2(k,c), phi2(k,c)] = Mutation(freq(k,c), phi(k,c));
                % Gaussian Mutation for each parameter
                Fit2(k,c) = || I_model(x,k,c) - I(x,c) ||2; % for I(x) full sampled -- Npix
                If Fit2(k,c) < Fit(k,c) Then
                    [freq(k,c), phi(k,c),Fit(k,c)] = [freq2(k,c), phi2(k,c), Fit2(k,c)];
                end;
            end; % Binary Tournament Selection -- no Fit-sorted vect
        end;
        Phi_Best(c) = phi(k | argmink Fit(k,c),c);
    end;
    MRP(trial) = Phi_Best(2) - (Phi_Best(1) + Phi_Best(3))/2;
end;
MRP = mean(MRP); % MRP value
U_MRP = desv_pad(MRP)/sqrt(Npix); % MRP uncertainty
```

//

% ALG#2 Trine Step Algorithm

```

Define_Init_Param(Num_vect, Num_iter, Num_iterNM, Num_trial); % Example: (16, 256, 100, 100)
Read_Interferogram; % 2D digitized fringe image - 8 bits resolution
Select_3_1D_channels(c1,c2,c3,Npix); % Npix = channel length
% Automated definition of coordinates & ROI
% N pixels central channel -- gauge-block + 2 symmetrical lateral channels - support plate

% Phase I - GC/Preconditioning
Define_Tri(x); % Weight function - linear drop from central point maximum
For c = 1:3 % c => 3 interferogram channels
    Gaussian_smooth(c); % 9 pts. discrete gaussian convolution
    [freq_m, min, max] = Peak_count(c); % freq. and ampltd. boundary definition
    For i = 1:Num_vect
        Random_Init_Param(freq(i,c)); Uniform_Init_Param(phi(i,c));
        % one-param. bounded randomizing -> freq(i,c) = U[freq_m-1, freq_m+1], phi(i,c) = U[-0.5,0.5]
        Fit(i,c) = || (I_model(x,i,c) - I(x,c)) Tri(x) ||1;
        % Initial Fit -> I_model(x,i,c) = A{1 + sin[2π(freq(i,c) * x / Npix + Phi(i,c))]}
    end;
    Define_max_samples; % Manual or automatic maximum sample number for channel
end;
Define_sample_points(x); % Random sampling of pixel channel intensities

% Phase II - Stochastic EA
For trial = 1:Num_trial
    For c = 1:3 % One search per channel
        For iter = 1:Num_iter
            Sorting_vect_Fit; % all param. vectors sorted by fit
            For j = 1:Num_vect
                Set_Recomb_Prob; % Almost Full Pop. Recombination
                odd = 2*j - 1; even = 2*j;
                [phi2(odd,c), freq2(odd,c)] = HeuristicCross(phi(odd,c), freq(odd,c), phi(even,c), freq(even,c));
                [phi2(even,c), freq2(even,c)] = ArithmeticCross(phi(odd,c), freq(odd,c), phi(even,c), freq(even,c));
                % alternative -> [phi2(even,c),freq(even,c)] = [phi(odd,c), freq(odd,c)]; for faster convergence
            end;
            For k = 1:Num_vect % Full Param. Mutation and Pop. Selection
                [freq2(k,c), phi2(k,c)] = Mutation(freq(k,c), phi(k,c));
                % Mutation tax linear drops with best fitting and iter
                Fit2(k,c) = || (I_model(x,k,c) - I(x,c)) Tri(x) ||1;
                % minimized operation number cardinality I(x) = max_samples
                If Fit2(k,c) < Fit(k,c) Then
                    [freq(k,c), phi(k,c), Fit(k,c)] = [freq2(k,c), phi2(k,c), Fit2(k,c)];
                end; % Binary Tournament Selection
            end;
        end;
        Phi_Best(c) = phi(k | argmink Fit(k,c),c);
    end;
end;

% Phase III - Deterministic NM (for each trial)
Get_3_BestVect(v1,v2,v3); % 2 param -> 3 vectors
For c = 1:3
    For m = 1:Num_iterNM
        Nelder_Mead(v1,v2,v3);
    end;
end;
MRP(trial) = Phi_Best(2) - (Phi_Best(1) + Phi_Best(3))/2;
end;
MRP = mean(MRP); % MRP value
U_MRP = desv_pad(MRP)/sqrt(Npix); % MRP uncertainty

```

//

% ALG#3 Fast Trine Step Algorithm

```

Define_Init_Param(Num_vect, Num_iter, Num_iterNM, Num_trial); % Example: (128, 7, 100, 100)
Read_Interferogram; % 2D digitized fringe image - 8 bits resolution
Select_3_1D_channels(c1,c2,c3,Npix); % Npix = channel length
% Automated definition of coordinates & ROI
% N pixels central channel -- gauge-block + 2 symmetrical lateral channels - support plate

% Phase I - GC/Preconditioning
Define_Tri(x); % Weight function - linear drop from central point maximum
For c = 1:3 % c => 3 interferogram channels
    Gaussian_smooth(c); % 9 pts. discrete gaussian convolution
    [freq_m, min, max] = Peak_count(c); % freq. and ampltd. boundary definition
    For i = 1:Num_vect
        Random_Init_Param(freq(i)); Uniform_Init_Param(phi(i));
        % one-param. bounded randomizing -> freq(i,c) = U[freq_m-1, freq_m+1], phi(i,c) = U[-0.5,0.5]
        Fit(i,c) = || (I_model(x,i,c) - I(x,c)) Tri(x) ||1;
        % Initial Fit -> I_model(x,i,c) = A{1 + sin[2π(freq(i,c) * x / Npix + Phi(i,c))]}
    end;
    Define_max_samples; % Manual or automatic maximum sample number for channel
end;
Define_sample_points(x); % Random sampling of pixel channel intensities

% Phase II - Stochastic EA
For trial = 1:Num_trial
    For c = 1:3 % One search per channel
        For iter = 1:Num_iter
            Sorting_vect_Fit; % all vectors sorted by fit
            T = 1 / (1 + iter); % Boltzmann "Temp"
            For j = 1:Num_vect % Almost Full Pop. Recombination
                Set_Recomb_Prob; odd = 2*j - 1; even = 2*j;
                [phi2(odd,c), freq2(odd,c)] = HeuristicCross(phi(odd,c), freq(odd,c), phi(even,c), freq(even,c));
                [phi2(even,c), freq2(even,c)] = ArithmeticCross(phi(odd,c), freq(odd,c), phi(even,c), freq(even,c));
            end;
            For k = 1:Num_vect % Full Param. Mutation and Pop. Selection
                [freq2(k,c), phi2(k,c)] = Mutation(freq(k,c), phi(k,c));
                % Mutation tax linear drops with best fitting and iter. number
                penal = Deadzone_Barrier(freq_m);
                Fit2(k,c) = penal * (|| (I_model(x,k,c) - I(x,c)) Tri(x) ||1);
                % for minimized operation number cardinality I(x) = max_samples
                If (Fit2(k,c) < Fit(k,c)) OR (Metropolis(T)) Then
                    [freq(k,c), phi(k,c), Fit(k,c)] = [freq2(k,c), phi2(k,c), Fit2(k,c)];
                end; % Binary Tournament/Boltzmann Selection
            end;
            Num_vect = Num_vect / 2; % Pop. Pruning/halving (each iter)
        end;
        Phi_Best(c) = phi(k | argmink Fit(k,c),c);
    end;
end;

% Phase III - Deterministic NM (for each trial)
Get_3_BestVect(v1,v2,v3); % 2 param -> 3 vectors
For c = 1:3
    For m = 1:Num_iterNM
        Nelder_Mead(v1,v2,v3);
    end;
end;
MRP(trial) = Phi_Best(2) - (Phi_Best(1) + Phi_Best(3))/2;
end;
MRP = mean(MRP); % MRP value
U_MRP = desv_pad(MRP)/sqrt(Npix); % MRP uncertainty

```

////////////////////////////////////

% ALG#4 MultiParam Fast Trine Step Algorithm

```
Define_Init_Param(Num_vect, Num_iter, Num_iterNM, Num_trial); % Example: (128, 7, 100, 100)
Read_Interferogram; % 2D digitized fringe image - 8 bits resolution
Select_3_1D_channels(c1,c2,c3,Npix); % Npix = channel length
% Automated definition of coordinates & ROI
% N pixels central channel -- gauge-block + 2 symmetrical lateral channels - support plate

% Phase I - GC/Preconditioning
Define_Tri(x); % Weight function - linear drop from central point maximum
For c = 1:3 % c => 3 interferogram channels
    Gaussian_smooth(c); % 9 pts. discrete gaussian convolution
    [freq_m, mod_freq_m, min, max] = Peak_count(c); % freq. and amplitd. boundary definition
    For i = 1:Num_vect
        Random_Init_Param(freq(i), mod_freq(i)); Uniform_Init_Param(phi(i));
        % one-param. bounded randomizing
        % freq(i) = U[freq_m-1, freq_m+1], mod_freq(i) = mod_freq_m * U[-0.5,0.5], phi(i) = U[-0.5,0.5]
        Fit(i,c) = || (I_model(x,i,c) - I(x,c)) Tri(x) ||_1;
        % Initial Fit -> I_model(x,i,c) = A{1 + sin[2π(freq(i,c) * x / Npix + Phi(i,c) + mod_freq(i,c) * x^2 / Npix^2)]}
    end;
    Define_max_samples; % Manual or automatic maximum sample number for channel
end;
Define_sample_points(x); % Random sampling of pixel channel intensities

% Phase II - Stochastic EA
For trial = 1:Num_trial
    For c = 1:3 % One search per channel
        For iter = 1:Num_iter
            Sorting_vect_Fit; % all vectors sorted by fit
            T = 1 / (1 + iter); % Boltzmann "Temp"
            For j = 1:Num_vect % Almost Full Pop. Recombination
                Set_Recomb_Prob; odd = 2*j - 1; even = 2*j;
                Old_vect = [phi(odd,c), freq(odd,c), mod_freq(odd,c), phi(even,c), freq(even,c), mod_freq(even,c)];
                [phi2(odd,c),freq2(odd,c), mod_freq2(odd,c)] = HeuristicCross(Old_vect);
                [phi2(even,c), freq2(even,c), mod_freq2(odd,c)] = ArithmeticCross(Old_vect);
            end;
            For k = 1:Num_vect % Full Param. Mutation and Pop. Selection
                [freq2(k,c), phi2(k,c), mod_freq2(k,c)] = Mutation(freq(k,c), phi(k,c), mod_freq(k,c));
                % Mutation tax linear drops with best fitting and iter. number
                penal = Deadzone_Barrier(freq_m);
                Fit2(k,c) = penal * (|| (I_model(x,k,c) - I(x,c)) Tri(x) ||_1);
                % for minimized operation number cardinality I(x) = max_samples
                If (Fit2(k,c) < Fit(k,c)) OR (Metropolis(T)) Then
                    [freq(k,c), phi(k,c), mod_freq(k,c), Fit(k,c)] = [freq2(k,c), phi2(k,c), mod_freq2(k,c), Fit2(k,c)];
                end;
                % Binary Tournament/Boltzmann Selection
            end;
            Num_vect = Num_vect / 2; % Pop. Pruning/halving (each iter)
        end;
        Phi_Best(c) = phi(k | argmin_k Fit(k,c),c);
    end;
end;

% Phase III - Deterministic NM (for each trial)
Get_4_BestVect(v1,v2,v3,v4); % 3 param -> 4 vectors
For c = 1:3
    For m = 1:Num_iterNM
        Nelder_Mead(v1,v2,v3,v4);
    end;
end;
MRP(trial) = Phi_Best(2) - (Phi_Best(1) + Phi_Best(3))/2;
end;
MRP = mean(MRP); % MRP value
U_MRP = desv_pad(MRP)/sqrt(Npix); % MRP uncertainty
```

APÊNDICE 2. Balanço de Incertezas de Medidas de Comprimento de Blocos-Padrão

Neste apêndice é apresentado um exemplo de planilha de balanço de incertezas, contendo todas as respectivas componentes de incertezas individuais dos mensurandos relevantes em um sistema de medição automatizado de comprimento de blocos-padrão. Seu detalhamento numérico está exposto na Tabela A2.1 abaixo.

Nota-se, por inspeção direta dos valores em cada linha, que a contribuição da estimativa de fase relativa dos interferogramas para cada comprimento de onda já é comparativamente reduzida quanto confrontada com outras componentes de maior peso, como aquelas dependentes da variação de temperatura de medição para com a temperatura de referência, ou aquelas dependentes de efeitos superficiais ou de mudanças sobre o caminho óptico. Os resultados obtidos com os algoritmos desenvolvidos no Capítulo 5 permitem inferir que sua aplicação implique em uma redução de várias ordens de grandeza na contribuição da componente de estimativa de desvio de fase. Uma limitação importante associada à exatidão pretendida nesta componente, porém, se deve à combinação dos mínimos tempos de execução em cada etapa do algoritmo que sejam necessários para a estimativa de desvio de fase em cada padrão interferométrico.

Para a determinação do desvio de comprimento associado às medições interferométricas são necessárias seguidas execuções associadas a cada um dos distintos comprimentos de onda empregados com suas independentes estimativas de fração de franjas devido às fases mútuas relativas entre três canais-1D do interferograma.

As componentes multiplicadas por “L” (comprimento nominal do bloco-padrão, definido em mm) são diretamente dependentes deste comprimento, sendo proporcionalmente diminutas para os menores tamanhos de blocos comerciais (0,5 a 100 mm para esta classe de interferômetro). A segunda linha enfatizada da tabela, representando a componente de interesse deste trabalho, se deve à estimativa automatizada da fração de franja entre duas áreas do interferograma. Estas áreas estão associadas às superfícies de alta planeza, cujo afastamento mútuo é da ordem do comprimento nominal, e se consideram como as referências para a medida de comprimento. A diferença entre tipos “A” e “B” de cada componente, conforme definidos na última coluna, referem-se às componentes cuja estatística seja baseada ou na obtenção de valores de repetitividade experimental ou no recebimento de valores predefinidos em instâncias de medição prévias, respectivamente.

Tabela A2.1 - Balanço de incertezas para medições interferométricas de comprimento absoluto de blocos-padrão, baseado na tabela correspondente que consta do manual do usuário do interferômetro GBI da Mitutoyo (“*GBI Interference Fringe Analysis System – User’s Manual (Hardware Guide)*” - Mitutoyo - 99MBD040A SERIES No. 564)

Componentes individuais de incerteza	Descrição das fontes das componentes de incerteza	Valores de incertezas-padrão $u(x_i)$	Coefficientes de sensibilidade $c_i = \partial F / \partial x_i$	$u_i(L) = \partial F / \partial x_i u(x_i)$	Tipo
$u(\lambda_v)$	Comprimento de onda da fonte espectral (laser) no vácuo	$1,9 \times 10^{-9} \lambda_v$	L / λ_v	$2,9 \times 10^{-9} L$	B
$u(\varepsilon)$	Leitura de fração de franja (cada compr. de onda)	0,004	$\lambda/2$	1,3 nm	A
$u(E)$	Incerteza da equação de Édlen (p / índice de refração)	1×10^{-8}	L	$1,0 \times 10^{-8} L$	B
$u(p)$	Medida da pressão do ar	10 Pa	$2,7 \times 10^{-9} L$	$2,7 \times 10^{-8} L$	B
$u(t)$	Medida da temperatura do ar	0,008 K	$9,5 \times 10^{-7} L$	$7,6 \times 10^{-9} L$	B
$u(Pv)$	Medida da pressão de vapor d’água	94 Pa	$3,6 \times 10^{-10} L$	$3,4 \times 10^{-8} L$	B
$u(x)$	Concentração de CO ₂	0,0086 %	$1,5 \times 10^{-6} L$	$1,3 \times 10^{-8} L$	B
$u(\alpha)$	Coefficiente de expansão térmica do bloco-padrão	$0,29 \times 10^{-6} K^{-1}$	$(T_b - 20) L$ ($ T_b - 20 < 0,5$)	$1,4 \times 10^{-7} L$	A
$u(T)$	Medida de temperatura do bloco-padrão	0,008 K	αL (α depende do material)	$8,7 \times 10^{-8} L$	B
$u(r)$	Compensação de abertura/fenda óptica	$1,4 \times 10^{-6}$ mm	$(r/2F^2) L$ ($F = \text{compr. focal} = 0,3 \text{ m}$)	$1,6 \times 10^{-14} L$	B
$u(s)$	Alinhamento do sistema óptico	0,015 mm	$(s/F^2) L$	$5,0 \times 10^{-9} L$	B
$u(\Delta Lr)$	Valor de compensação p / diferença de fase óptica na reflexão	4,3 nm	1	4,3 nm	A
$u(R)$	Colagem bloco/base	7 nm	1	7 nm	A
$u(L_{nom} = 1\text{mm})$ – calculada por composição quadrática				8,3 nm	

O valor indicado de 0,4 % para a componente de incerteza associada à determinação da fração de franja, para cada uma das duas radiações de referência dos lasers estabilizados, foi obtido a partir do desempenho conhecido da técnica de deslocamento de fase utilizada neste sistema comercial. Este valor já seria suficientemente pequeno e

adequado quando em comparação com alguns dos demais componentes de medição de maior peso, como a componente devida à “colagem” do bloco sobre uma base. Porém, em alguns casos dissímiles deste exemplo, tais como os de realização das medidas de comprimento em vácuo, ou nas técnicas que empreguem métodos de interferometria de deslocamento, os quais necessariamente devem incorporar o parâmetro de modulação de frequência espacial no modelamento para FO aplicado na estimativa de fase em interferogramas, a redução em mais uma ordem de grandeza desta componente pode ser de valia na redução de incerteza global. As versões mais avançadas dos algoritmos desenvolvidos nesta tese permitem facilmente a superação deste limite inferior bem como permitem estimativas de fase em interferômetros de tipo mais genérico.

APÊNDICE 3. Princípios de Estatística Direcional Aplicados a Estimativas e Operações Sobre o Parâmetro de Fase

Como afirmado no Capítulo 4 a ciclicidade inerente ao parâmetro de fase pode causar inconsistências na definição de parâmetros de dispersão obtidos após várias rodadas dos algoritmos, bem como produzir distorções severas nos resultados de alguns operadores como o de recombinação aritmética ou heurística entre dois valores ϕ_1 e ϕ_2 quando $\phi_1 - \phi_2 > 0,5$.

Deve-se, portanto, separar cada parâmetro de “fase normalizada” (ϕ_i) de seu respectivo vetor de parâmetros “ r ” em suas duas componentes ortogonais a partir de uma referência angular específica: $x_i = \cos(\Phi_i)$, $y_i = \sin(\Phi_i)$, onde $\Phi_i = 2\pi\phi_i$. Então se proceder às operações evolucionárias indicadas sobre suas duas componentes em separado. A fase obtida é reconstruída pela composição destas componentes da seguinte forma:

$$\bar{\varphi} = \left(\frac{1}{2\pi} \right) \tan^{-1} \left[\frac{\sum_{i=1}^n y_i}{\sum_{i=1}^n x_i} \right] \quad (\text{A3.1})$$

Pode-se considerar o desvio padrão de uma população de parâmetros de fases em torno do valor médio como sendo correspondente a:

$$\sigma_{\varphi}^2 = 1 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(\Phi_i - 2\pi\bar{\varphi}) = 1 - \bar{R} \quad (\text{A3.2})$$

Onde R é o vetor resultante da composição das duas componentes ortogonais modificadas de cada parâmetro de fase do vetor “ r ”. Considerando que dentro do domínio circular o desvio padrão sofra uma variação logarítmica desde o valor da média populacional até o ponto simétrico a este no círculo de fase uma aproximação mais realista, que leve em conta o ponto em oposição à média como sendo o ponto de maior improbabilidade (sendo este correlato ao ponto no infinito para uma distribuição não-cíclica), terá a dispersão descrita pela equação abaixo:

$$\sigma_{\varphi} = \sqrt{-2 \ln(1 - \sigma_{\varphi}^2)} \quad (\text{A3.3})$$

Uma alternativa a se adaptar distribuições normais lineares para estimativas em espaços cíclicos é usar distribuições diretamente modeladas para estes espaços, como a distribuição de Von Mises (ou FVML, de Fisher-Von-Mises-Langevin) abaixo:

$$f(\varphi) = \frac{e^{\left[k \cos(\varphi - \varphi_0) \right]}}{2\pi I_0(k)} \quad (\text{A3.4})$$

Onde $I_0(k)$ é a Função de Bessel de primeira ordem (o valor de $k = 0$ aproximaria a distribuição FVML a uma distribuição uniforme entre $[-\pi, \pi]$) como segue:

$$I_0(k) = \sum_{r=0}^{\infty} \left(\frac{1}{r!} \right) \left(\frac{1}{2} k \right)^{2r} \quad (\text{A3.5})$$

Uma forma de se evitar computações de valores muito elevados para o argumento da função \tan^{-1} , o que ocorre quando o denominador da função da equação (A3.1) tende a zero, é usar a seguinte aproximação:

$$\bar{\phi} = \left(\frac{1}{2\pi} \right) \cos^{-1} \left(\frac{\sum_i x_i}{\sqrt{\left(\sum_i x_i \right)^2 + \left(\sum_i y_i \right)^2}} \right) = \left(\frac{1}{2\pi} \right) \cos^{-1} (\bar{x} / \|R\|) \quad (\text{A3.6})$$

Onde R , como anteriormente, é o vetor resultante calculado a partir da média entre as componentes ortogonais e seu módulo varia no intervalo $[0, 1]$, como segue:

$$\|R\| = \left(\frac{1}{n} \right) \sqrt{\left(\sum_i x_i \right)^2 + \left(\sum_i y_i \right)^2} \quad (\text{A3.7})$$