



GERAÇÃO DE SÉRIES SINTÉTICAS DE IRRADIÂNCIA E CARACTERIZAÇÃO DO RECURSO SOLAR BRASILEIRO PARA A GERAÇÃO FOTOVOLTAICA

Cleber Onofre Inácio

Dissertação de Mestrado 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 Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Carmen Lucia Tancredo Borges

Rio de Janeiro

Junho de 2015

GERAÇÃO DE SÉRIES SINTÉTICAS DE IRRADIÂNCIA E CARACTERIZAÇÃO
DO RECURSO SOLAR BRASILEIRO PARA A GERAÇÃO FOTOVOLTAICA

Cleber Onofre Inácio

DISSERTAÇÃO 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 MESTRE EM
CIÊNCIAS EM ENGENHARIA ELÉTRICA.

Examinada por:

Prof^a. Carmen Lucia Tancredo Borges, D.Sc.

Prof. Amaro Olimpio Pereira Junior, D.Sc.

Prof. Walmir de Freitas Filho, D.Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

JUNHO DE 2015

Inácio, Cleber Onofre

Geração de Séries Sintéticas de Irradiância e Caracterização do Recurso Solar Brasileiro para a Geração Fotovoltaica/ Cleber Onofre Inácio. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2015.

XV, 127 p.: il.; 29,7 cm.

Orientador: Carmen Lucia Tancredo Borges

Dissertação (mestrado) – UFRJ/ COPPE/ Programa de Engenharia Elétrica, 2015.

Referências Bibliográficas: p. 119-123.

1. Radiação Solar. 2. Geração Fotovoltaica. 3. Variabilidade. I. Borges, Carmen Lucia Tancredo. II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Elétrica. III. Título.

*Dedico esta conquista à minha
amada esposa Mônica.*

Agradecimentos

Agradeço a Deus por me dar a saúde, inteligência e perseverança necessárias para a realização deste trabalho.

Aos meus pais Jorge e Mari Ivonete responsáveis pela minha educação e merecedores de agradecimentos em toda e qualquer realização em minha vida pessoal, estudantil e profissional.

À minha esposa Mônica por todo o apoio, carinho e compreensão durante todos esses anos de dedicação ao mestrado.

À PETROBRAS, na pessoa do gerente Castellões, por propiciar-me todas as condições necessárias para que eu pudesse conciliar trabalho e estudos. Aos colegas da GEGQ pelo apoio técnico e grande ajuda para compensar minhas ausências.

À Prof. Carmen Lucia Tancredo Borges pela orientação dada em todas as etapas deste trabalho com a compreensão e paciência tão necessárias no trato com alunos que acumulam trabalho e estudo.

À PETROBRAS e ANEEL por fomentarem o desenvolvimentos de trabalhos de pesquisa e desenvolvimento na área de energias renováveis, contexto na qual se insere esta dissertação.

Ao INPE pela produção e disponibilização de um grande volume de insumos para o desenvolvimento da pesquisa nacional nos mais diversos campos da ciência.

À UFRJ e ao corpo de professores e funcionários da COPPE pelo zelo no cumprimento de sua nobre missão de prover à sociedade ensino e pesquisa de excelência nas diferentes áreas da Engenharia.

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

GERAÇÃO DE SÉRIES SINTÉTICAS DE IRRADIÂNCIA E CARACTERIZAÇÃO DO RECURSO SOLAR BRASILEIRO PARA A GERAÇÃO FOTOVOLTAICA

Cleber Onofre Inácio

Junho/2015

Orientador: Carmen Lucia Tancredo Borges

Programa: Engenharia Elétrica

Este trabalho apresenta uma metodologia para a geração de séries sintéticas de radiação solar com resolução temporal de 1 minuto a partir de séries temporais de classificação automática de nuvens. Dados de estações terrestres de medição de irradiância permitiram identificar as correlações existentes entre irradiância global e as diferentes classes de nuvem predominante provenientes de um produto disponibilizado pelo CPTEC/INPE. Um conjunto de cadeias de Markov específicas para cada classe de nuvem foi ajustado empiricamente e possibilitou a simulação estocástica de séries temporais de índices de céu claro. Posteriormente o encadeamento de diversos modelos permitiu a sua conversão em séries temporais de irradiância e da potência gerada em usinas fotovoltaicas de diversos portes. Os testes para determinação do desempenho da metodologia apresentaram resultados favoráveis na reprodução das características estatísticas das séries provenientes de dados observados. Estimativas de um conjunto selecionado de métricas foram obtidas para localidades de todo o país e permitiram a caracterização do recurso solar brasileiro para a geração fotovoltaica de diversos portes e tipos de montagem considerando potencial de geração e variabilidade de curto prazo.

Abstract of Dissertation presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M.Sc.)

SYNTHETIC GENERATION OF IRRADIANCE TIME SERIES AND BRAZILIAN
SOLAR PHOTOVOLTAIC RESOURCE CHARACTERIZATION

Cleber Onofre Inácio

June/2015

Advisor: Carmen Lucia Tancredo Borges

Department: Electrical Engineering

This work presents a method for the generation of synthetic time series of solar radiation at one-minute time resolution starting from automatic cloud classification time series. Solar radiation data from ground-based measurement allowed to find the correlation between irradiance and the different prevailing cloud classes of a product offered by CPTEC/INPE. A set of Markov chains specific for each cloud class were adjusted empirically and used in the stochastic simulation of clear sky index time series. Different models were combined to convert irradiance time series to the power output time series of photovoltaic power plants of different sizes. The tests conducted to determine the methodology performance showed positive results in reproducing the statistical characteristics of observed time series data. Estimates of a selected set of metrics were obtained for the entire Brazilian territory and allowed the characterization of the Brazilian solar resource for photovoltaic generation of various plant sizes and mounting methods considering generation potential and short-term variability.

Sumário

1. Introdução	1
1.1 Motivação e objetivos do trabalho	5
1.2 Revisão bibliográfica.....	7
1.3 Estrutura da dissertação.....	10
2. Fundamentos da geração fotovoltaica	12
2.1 Radiação Solar.....	12
2.1.1 Geometria solar	13
2.1.2 Componentes e medição da radiação solar	18
2.1.3 Índices de claridade e de céu claro	21
2.1.4 Separação de componentes da irradiância global.....	23
2.1.5 Transposição da irradiância para o plano inclinado	24
2.2 Geração Fotovoltaica.....	25
2.2.1 Modelos para módulos fotovoltaicos	28
2.2.2 Modelos para inversores.....	31
2.2.3 Modelos para o gerador fotovoltaico	31
2.2.4 Modelos para usina fotovoltaica	33
3. Metodologia.....	37
3.1 Modelo de céu claro	38
3.2 Classificação de nuvens.....	41
3.2.1 Análise da correlação entre irradiância e classe de nuvem	42
3.3 Simulação de Monte Carlo via Cadeias de Markov	50
3.4 Geração de séries sintéticas de irradiância a partir da classificação de nuvens .	54
3.5 Geração de séries sintéticas de geração fotovoltaica.....	57
4. Testes e validação.....	61
4.1 Tratamento inicial dos dados de medição	63
4.2 Séries temporais de irradiância global.....	64
4.3 Séries temporais de irradiância total	79
4.4 Séries temporais da potência gerada em plantas FV	87
4.5 Desempenho com o uso do modelo de céu claro Ineichen.....	90
4.6 Comentários gerais	94
5. Caracterização do recurso solar brasileiro	97
5.1 Potencial de geração fotovoltaica.....	97

5.1.1 Modelo de céu claro	97
5.1.2 Irradiação global horizontal e no plano inclinado	98
5.1.3 Fatores de capacidade.....	103
5.2 Variabilidade de curto prazo da geração fotovoltaica	104
5.2.1 Irradiância global.....	104
5.2.1 Geração fotovoltaica.....	107
6. Conclusões e trabalhos futuros.....	115
Referências Bibliográficas	119
Apêndice A	124

Lista de Figuras

Figura 1.1 – Evolução da capacidade instalada global em geração FV no período 2005-2013	1
Figura 1.2 – Previsão de adição de capacidade instalada por fonte para o período 2014-2023	4
Figura 1.3 – Resultados do Leilão de Energia de Reserva de 2014 – Fonte solar fotovoltaica	4
Figura 1.4 – Variabilidade da radiação solar em um dia típico na região Nordeste para diferentes escalas temporais	5
Figura 2.1 – Principais ângulos para o caso de uma superfície inclinada	15
Figura 2.2 – Equipamentos utilizados em estações solarimétricas.....	20
Figura 2.3 – Componentes da irradiância total em uma superfície inclinada.....	24
Figura 2.4 – Topologia típica de uma usina fotovoltaica	27
Figura 2.5 – Montagem dos módulos FV com a) estruturas fixas e b) rastreador horizontal norte-sul.....	28
Figura 2.7 – Simulação das a) curvas I-V e b) P-V para diversos níveis de irradiância incidente em um módulo de $250 W_p$	30
Figura 2.8 – Simulação das a) curvas I-V e b) P-V em função da temperatura de operação das células em um módulo de $250 W_p$	30
Figura 2.9 – Curva de eficiência de um inversor fotovoltaico de 800 kVA.....	31
Figura 2.10 – Etapas de modelagem do desempenho de uma planta fotovoltaica	32
Figura 2.11 – Exemplo de modelo de conversão da irradiância em potência gerada.....	33
Figura 2.12 – Comparação da resposta em frequência de filtro média móvel com janela de 60 amostras e filtro passa-baixas com f_c de 0,0074Hz.....	35
Figura 3.1 – Sequência de produção das séries de potência geradas em usinas FV	37
Figura 3.2 – Aplicação dos fatores empíricos de ajuste ao modelo de céu claro de Haurwitz para Petrolina (a) e S. Martinho da Serra (b).....	39
Figura 3.3 – Medição do dia 11/01/2013 em Petrolina: a) irradiância global medida e do modelo de céu claro e b) índice de céu claro.....	40
Figura 3.4 – Médias mensais dos fatores diários de ajuste para o modelo de céu claro	40

Figura 3.5 – Imagens de satélite dos canais visível (a) e infravermelho (b) e resultado final da classificação de nuvens (c) para 05/11/2013-12:00 (UTC-3).....	42
Figura 3.6 – Imagem classificada e detalhe do retalho em 02/12/2013-13:00 (UTC-3) para a estação de Petrolina	44
Figura 3.7 – Frequência das classes de nuvens predominantes para as três localidades estudadas.....	44
Figura 3.8 – Estatísticas dos valores médios de k_c nos trechos de 30 minutos para as três localidades estudadas.....	45
Figura 3.9 – Estatísticas do desvio padrão de k_c nos trechos de 30 minutos para as três localidades estudadas.....	46
Figura 3.10 – Distribuição de frequência de $k_{c/1-min}$ em função da classe de nuvem para Brasília.....	47
Figura 3.11 – Distribuição de frequência de $k_{c/1-min}$ em função da classe de nuvem para Petrolina.....	48
Figura 3.12 – Distribuição de frequência de $k_{c/1-min}$ em função da classe de nuvem para S. Martinho da Serra	48
Figura 3.13 – Funções de distribuição acumulada empíricas para $ \Delta k_{c/1-min} $ em função da classe de nuvem predominante	49
Figura 3.14 – Valores médios das autocorrelações parciais em função do valor médio diário de k_c e desvios médios quadráticos (RMS) para o conjunto de dados Brasília/2013	52
Figura 3.15 – Procedimento para calibração das matrizes de transição de Markov.....	55
Figura 3.16 – Amostra do procedimento de preenchimento de lacunas na série de classificação de nuvem predominante	55
Figura 3.17 – Sequência proposta para geração de séries de irradiância global	56
Figura 3.18 – Amostra da série sintética de irradiância global gerada para Petrolina/2013	57
Figura 3.19 – Ajuste de uma curva de conversão da irradiância em potência de saída do gerador FV	59
Figura 3.20 – Sequência de conversão das séries de irradiância em séries da potência gerada em usinas fotovoltaicas	59
Figura 3.21 – Amostra do resultado da conversão de uma série potência gerada para o caso de um gerador pequeno e uma usina de 30 MWp	60
Figura 3.22 – Amostra de séries da potência gerada para o caso de geradores pequenos e usinas com porte de 30, 100 e 200 MWp	60

Figura 4.1 – Localização das estações solarimétricas utilizadas na validação do modelo	62
Figura 4.2 – Histogramas e FDA anuais de $k_{c/1-min}$ e $G_{HOR/1-min}$ para séries medida e simuladas na localidade de Petrolina/2013.....	64
Figura 4.3 – Curvas sazonais de FDA de $k_{c/1-min}$ para Petrolina/2013.....	66
Figura 4.4 – Curvas sazonais de FDA de $G_{HOR/1-min}$ para Petrolina/2013.....	66
Figura 4.5 – Histogramas e FDA anuais de $k_{c/1-min}$ e $G_{HOR/1-min}$ para séries medida e sintéticas na localidade de Florianópolis/2013-2014.....	67
Figura 4.6 – FDA e análise de percentis (P50, P90, P95, P99, P99,5 e P99,9) anuais de $ \Delta k_{c/1-min} $ e $ \Delta G_{HOR/1-min} $ na localidade de Petrolina/2013	70
Figura 4.7 – FDA e análise de percentis (P50, P90, P95, P99, P99,5 e P99,9) anuais de $ \Delta k_{c/1-min} $ e $ \Delta G_{HOR/1-min} $ na localidade de Florianópolis/2013-2014.....	71
Figura 4.8 – Exemplo de erro na classificação em interfaces terra-água (02/09/2012-14:00).....	74
Figura 4.9 – Localização de quatro pontos adicionais para avaliação de frequência das classes de nuvens próximos das estações de Petrolina e Florianópolis.....	74
Figura 4.10 – Frequência das classes de nuvens em pontos próximos das estações de (a) Petrolina e (b) Florianópolis	75
Figura 4.11 – Evolução temporal e histograma do indicador $VI_{diário}$ para o caso de Petrolina/2013.....	76
Figura 4.12 – Evolução temporal e histograma de K_c (média diária de k_c) para o caso de Petrolina/2013.....	76
Figura 4.13 – Curvas FDA de $k_{c/10-min}$ e $G_{HOR/10-min}$ e análise de percentis das rampas de 10 minutos para o caso de Petrolina/2013	77
Figura 4.14 - Curvas FDA de $k_{c/60-min}$ e $G_{HOR/60-min}$ e análise de percentis das rampas de 60 minutos para o caso de Petrolina/2013	77
Figura 4.15 - Histogramas e curvas FDA de $G_{TOT/1-min}$ para sistema fixo e com rastreamento para o caso de Petrolina/2013	80
Figura 4.16 – Comparação das séries de irradiância para o dia 01/03/2013 no caso de Petrolina/2013.....	81
Figura 4.17 – Comparação das séries de irradiância para o dia 05/08/2013 no caso de Petrolina/2013.....	82
Figura 4.18 – Análise de percentis para $ \Delta G_{TOT/1-min} $ em sistemas fixos de diversos portes para o conjunto de dados de Petrolina/2013.....	85

Figura 4.19 – Análise de percentis para $ \Delta G_{TOT/1-min} $ em sistemas rastreados de diversos portes para o conjunto de dados de Petrolina/2013	85
Figura 4.20 – Curvas de duração das variações na potência gerada para escalas de tempo de 1, 10 e 60 minutos nos casos sem filtragem e filtragem equivalente a uma central geradora de 200 MW	88
Figura 4.21 – Desvios das estimativas de P90 e P99 das rampas de 1 minuto na potência para o caso sem filtragem	89
Figura 4.22 – Desvios das estimativas de P90 e P99 das rampas de 1 minuto na potência para o caso com equivalente a uma usina de 200 MW	89
Figura 4.23 – Comparações entre os fatores de capacidade calculados a partir de séries medidas e sintéticas	90
Figura 4.24 – Comparativo da integral anual de $G_{HOR-c\acute{e}u\ claro}$ para dois modelos de irradiância de céu claro	90
Figura 4.25 – Comparação dos desvios no valor médio de G_{HOR} em dois modelos de céu claro	91
Figura 4.26 – Comparativo do ganho obtido na G_{TOT} em relação a G_{HOR} para sistemas fixos	91
Figura 4.27 – Comparativo do ganho obtido na G_{TOT} em relação a G_{HOR} para sistemas com rastreamento	92
Figura 4.28 – Desvios médios em G_{DIRN} para dois modelos de céu claro	92
Figura 4.29 – Comparações entre fatores de capacidade estimados a partir de séries medidas e sintéticas	92
Figura 4.30 – Comparações entre os valores de $VI_{di\acute{a}rio}$ estimados a partir de séries medidas e sintéticas	93
Figura 4.31 – Comparações entre as estimativas de P90 das rampas de 1 minuto na potência para o caso sem filtragem	94
Figura 4.32 – Comparações entre as estimativas de P90 das rampas de 1 minuto na potência para o caso com filtragem equivalente a uma usina de 200 MW	94
Figura 5.1 – Mapa da irradiação global horizontal para o modelo de céu claro	98
Figura 5.2 – Mapa da estimativa de irradiação global horizontal para o ano de 2012 ...	99
Figura 5.3 – Mapa da estimativa de irradiação global horizontal para o ano de 2013 ...	99
Figura 5.4 – Mapa com estimativas da irradiação global horizontal para o período 2012-2013	100
Figura 5.5 – Mapas de irradiação global de a) PEREIRA <i>et al.</i> (2006) e b) SOLARGIS (2014)	101

Figura 5.6 – Mapa de estimativas do índice de céu claro médio para o período 2012-2013	102
Figura 5.7 – Mapas anuais de a) irradiação de céu claro e b) índice de céu claro (2012-2013) normalizados pela média.....	102
Figura 5.8 – Mapa da estimativas de irradiação total para o período 2012-2013.....	103
Figura 5.9 – Fatores de capacidade estimados para o período 2012 para a) sistemas fixos e b) sistemas com rastreamento	103
Figura 5.10 – Fatores de capacidade estimados para o período 2013 para a) sistemas fixos e b) sistemas com rastreamento	104
Figura 5.11 – Estimativas da média anual da métrica $VI_{diário}$ para os anos de a) 2012 e b) 2013	105
Figura 5.12 – Mapa de estimativas da média anual da métrica $VI_{diário}$ para o período 2012-2013	106
Figura 5.13 - Relação entre as estimativas de $VI_{diário}$ e k_c para os anos de a) 2012 e b) 2013	106
Figura 5.14 – Separação de localidades com os maiores e menores valores de a) k_c , b) $VI_{diário}$ e c) intersecção de ambos.....	107
Figura 5.15 – Estimativas do nº de rampas em $P_{G/1-min}$ acima de 10% da capacidade para o ano de 2012 para os casos de sistemas a) fixos e b) com rastreamento	108
Figura 5.16 – Estimativas do nº de rampas em $P_{G/1-min}$ acima de 10% da capacidade para o ano de 2013 para os casos de sistemas a) fixos e b) com rastreamento	109
Figura 5.17 – Estimativas do nº médio de rampas em $P_{G/1-min}$ acima de 5 % - a) e b) - e 10% - c) e d) da capacidade do gerador em sistemas pequenos	109
Figura 5.18 – Estimativas do nº médio de rampas em $P_{G/1-min}$ acima de 20 % - a) e b) - e 30% - c) e d) da capacidade do gerador em sistemas pequenos	110
Figura 5.19 – Relação entre número de eventos de rampa em $P_{G/1-min}$ e a métrica $VI_{diário}$	111
Figura 5.20 – Estimativas do nº de rampas em $P_{G/1-min}$ acima de 10% da capacidade para os casos de sistemas a) fixos e b) com rastreamento em sistemas de 30 MW _p	112
Figura 5.21 – Estimativas do nº de rampas em $P_{G/1-min}$ acima de 10% da capacidade para os casos de sistemas a) fixos e b) com rastreamento em sistemas de 100 MW _p	112
Figura 5.22 – Estimativas do nº de rampas em $P_{G/1-min}$ acima de 10% da capacidade para os casos de sistemas a) fixos e b) com rastreamento em sistemas de 200 MW _p	112

Lista de Tabelas

Tabela 1.1 – Ranking de países para capacidade adicionada e acumulada em 2014	2
Tabela 3.1 – Conjuntos de dados solarimétricos utilizados no desenvolvimento da metodologia	38
Tabela 3.2 – Conjuntos de dados solarimétricos utilizados no desenvolvimento da metodologia	58
Tabela 4.1 - Conjunto de dados de medição utilizados na validação do modelo	62
Tabela 4.2 – Comparação entre as distribuições de $k_{c/1-min}$ para séries medidas e sintéticas	68
Tabela 4.3 – Comparação entre as distribuições de $G_{HOR/1-min}$ para séries medidas e sintéticas	69
Tabela 4.4 – Comparação entre as distribuições de $ \Delta k_{c/1-min} $ para séries medida e sintéticas	72
Tabela 4.5 – Comparação entre as distribuições anuais de $ \Delta G_{HOR/1-min} $ para séries medida e sintéticas	73
Tabela 4.6 – Comparações para as séries com escala temporal de 10 e 60 minutos	79
Tabela 4.7 – Comparações das séries de $G_{TOT/1-min}$ geradas com dados de medição e simulados	84
Tabela 4.8 – Percentis selecionados de $ \Delta G_{TOT/1-min} $ para sistemas pequenos e de 200 MW	86
Tabela 5.1 – Estimativas das frequências médias de eventos de rampa na potência de geradores fotovoltaicos para o território brasileiro.....	113
Tabela 5.2 – Estimativas de redução na variabilidade em função do porte do gerador	114

Capítulo 1

Introdução

A geração de energia solar fotovoltaica (FV) conectada à rede pode hoje ser considerada, em nível global, um dos principais atores no setor de eletricidade. A redução continuada nos custos desta tecnologia, associadas às maiores preocupações dos governos com a questão ambiental, vem impulsionando a inserção desta tecnologia na matriz energética mundial. A figura 1.1 apresenta o histórico da capacidade instalada global no período entre 2005 e 2013.

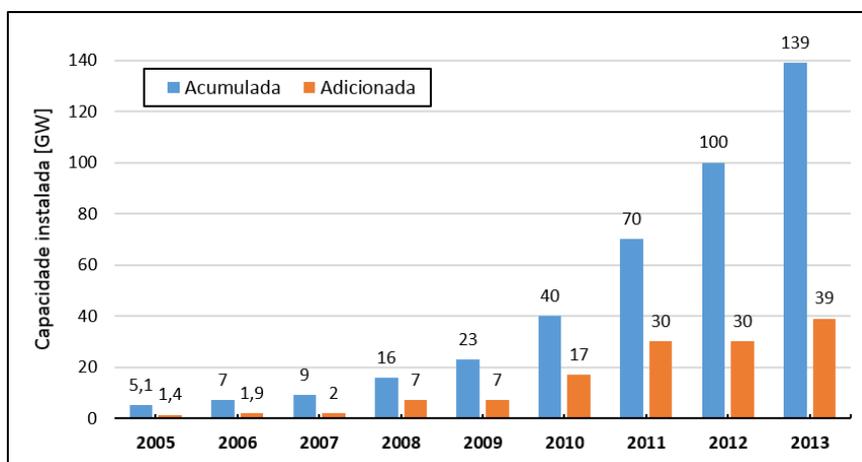


Figura 1.1 – Evolução da capacidade instalada global em geração FV no período 2005-2013

Fonte: dados de REN21 (2014)

A capacidade instalada da geração fotovoltaica atingiu o montante de 139 GW em 2013, com a adição somente naquele ano de aproximadamente 39 GW, superando pela primeira vez as adições de geração eólica e respondendo por um terço de toda nova capacidade em geração renovável. Outrora dominado por países da Europa, verificou-se o fortalecimento do mercado de geração FV em outras regiões do globo, com destaque para China, Japão e Estados Unidos, que lideraram o crescimento naquele ano. Entretanto, estima-se que no

final de 2013 apenas 0,7% do consumo global de energia elétrica tenha sido suprido por esta fonte (REN21, 2014).

No cenário mais pessimista apresentado por EPIA (2014), o mercado global para a geração FV entre 2014 e 2018 se manteria entre 35 e 39 GW anuais, ao passo que no mais otimista, entre 52 e 69 GW de capacidade seria adicionada a cada ano. Dados preliminares levantados em IEA (2015) apontam para a manutenção destas tendências no ano de 2014, com a adição estimada de ao menos 38,7 GW de capacidade em todo o mundo. Em relação a 2008, o aumento na capacidade instalada foi superior a 10 vezes. A tabela 1.1 mostra o ranking dos países com maior capacidade adicionada e acumulada em 2014. Verifica-se uma grande concentração nos 3 primeiros países da lista no caso das adições de capacidade e dos 5 primeiros no caso da capacidade instalada acumulada. Na América Latina, apenas Chile, com 368 MW de capacidade instalada, e México, com 176 MW, podem ser considerados participantes efetivos deste mercado.

Tabela 1.1 – Ranking de países para capacidade adicionada e acumulada em 2014

Posição	10 maiores países em capacidade adicionada em 2014			10 maiores países em capacidade acumulada até 2014		
1º		China	10,6 GW		Alemanha	38,2 GW
2º		Japão	9,7 GW		China	28,1 GW
3º		EUA	6,2 GW		Japão	23,3 GW
4º		Reino Unido	2,3 GW		Itália	18,5 GW
5º		Alemanha	1,9 GW		EUA	18,3 GW
6º		França	0,9 GW		França	5,7 GW
7º		Austrália	0,9 GW		Espanha	5,4 GW
8º		Coréia do Sul	0,9 GW		Reino Unido	5,1 GW
9º		África do Sul	0,8 GW		Austrália	4,1 GW
10º		Índia	0,6 GW		Bélgica	3,1 GW

Fonte: traduzido de IEA (2015)

Em relação ao longo prazo, instituições de grande relevância apresentaram cenários que sugerem grande importância desta fonte ao longo das próximas décadas. Em IEA (2014) foi detalhado um cenário que adota como premissa a alta penetração de energias renováveis, em um contexto de transformação radical da matriz energética mundial suportado pelos governos de todo o mundo, com o objetivo de limitar o aquecimento global em 2º neste século. Neste cenário a fonte solar fotovoltaica responderia por até 16% do consumo de eletricidade e teria uma capacidade instalada de 4.600 GW em 2050.

Por conta dos desafios relacionados a variabilidade desta fonte e da geração eólica, este objetivo só poderia ser atingido com o uso de todas as opções de flexibilidade, tais como interligações, resposta pelo lado da demanda, geração despachável e armazenamento.

No Brasil, a penetração da geração FV ainda é incipiente. De acordo com ABINEE (2012), as estimativas mais aceitas revelavam uma capacidade instalada ao final de 2011 de aproximadamente 31,5 MW, sendo 30 MW em sistemas isolados e 1,5 MW em sistemas conectados à rede. Com o advento da regulamentação em 2012 do *net-metering* para a geração distribuída (GD) com capacidade instalada de até 1 MW, associada a execução de dezenas de projetos de P&D em geração fotovoltaica nos últimos anos, criou-se a expectativa de que a geração FV distribuída para fins de autoprodução pudesse experimentar grande expansão em um futuro próximo. No entanto, em função da falta de incentivos adicionais, as previsões do órgão responsável pelo planejamento energético no Brasil ainda consideram uma evolução bastante tímida na capacidade instalada acumulada, de 664 MW até o ano de 2023 (EPE, 2014).

Por outro lado, no caso da geração FV centralizada as perspectivas de expansão se mostram mais promissoras. O plano decenal (PDE) apresentado em EPE (2014) cobre o período de 2014 a 2023 e indicou pela primeira vez a entrada efetiva desta geração a partir do ano de 2017, em função do leilão federal de energia específico para a fonte que estava programado para o ano de 2014. A figura 1.2 apresenta a expansão do parque gerador, excluindo-se a autoprodução, prevista naquele plano para os próximos anos. É possível observar que, a partir de 2017, prevê-se a adição de 500 MW anuais de geração FV centralizada, perfazendo um total de 3,5 GW em capacidade instalada até 2023. Ponto de destaque deste plano é o expressivo aumento da capacidade instalada em outra fonte renovável, a geração eólica, que passa a ter participação de 12% do parque gerador em 2023 e rivaliza até mesmo com o parque de UTEs de base fóssil previsto para aquele ano.

Os resultados do Leilão de Energia de Reserva (LER) de 2014, o primeiro certame federal com participação efetiva da geração fotovoltaica, superaram as expectativas ao receber cadastro de 10,8 GW em 400 empreendimentos e contratar 890 MW de 31 empreendimentos ao preço médio de R\$ 215,12 /MWh, um dos menores do mundo segundo o levantamento realizado em EPE (2015). Das 31 usinas vencedoras, 29 tiveram capacidade entre 29,8 e 30,0 MW, confirmando uma tendência já verificada na geração eólica de limitar a capacidade das usinas a 30 MW para se beneficiar de incentivos tarifários vigentes. A figura 1.3 apresenta a distribuição espacial dos projetos cadastrados

e as localidades onde houveram usinas vencedoras neste leilão. Por apresentar os melhores níveis de radiação solar, a região Nordeste concentrou boa parte dos empreendimentos cadastrados, com destaque para o estado da Bahia. Padrão semelhante se verificou no grupo de projetos vencedores, porém com destaque adicional para o montante a ser instalado em estados da região Sudeste.

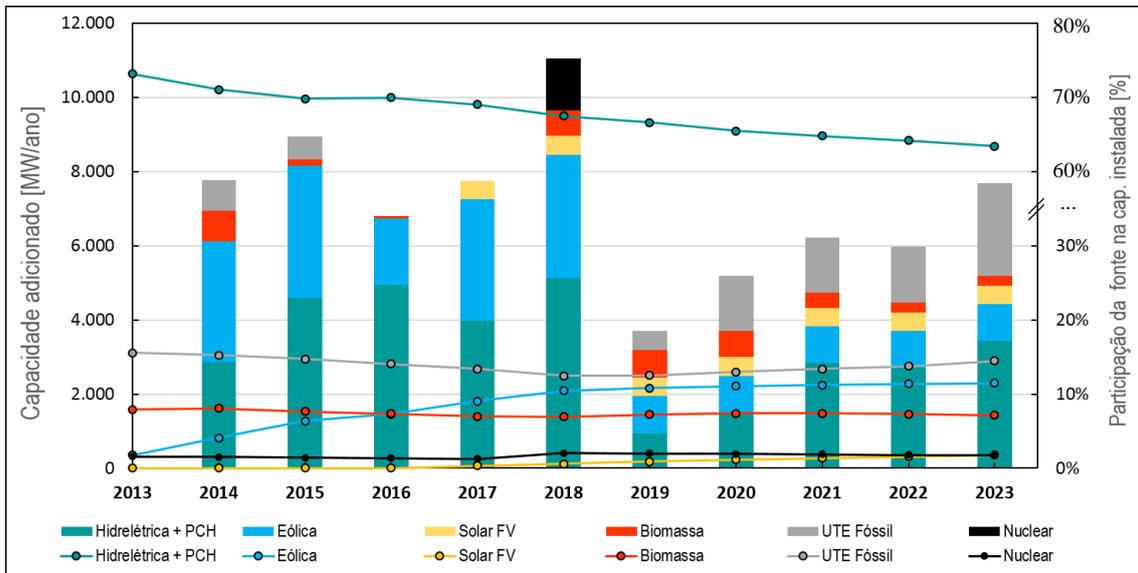


Figura 1.2 – Previsão de adição de capacidade instalada por fonte para o período 2014-2023

Fonte: dados de EPE (2014b)

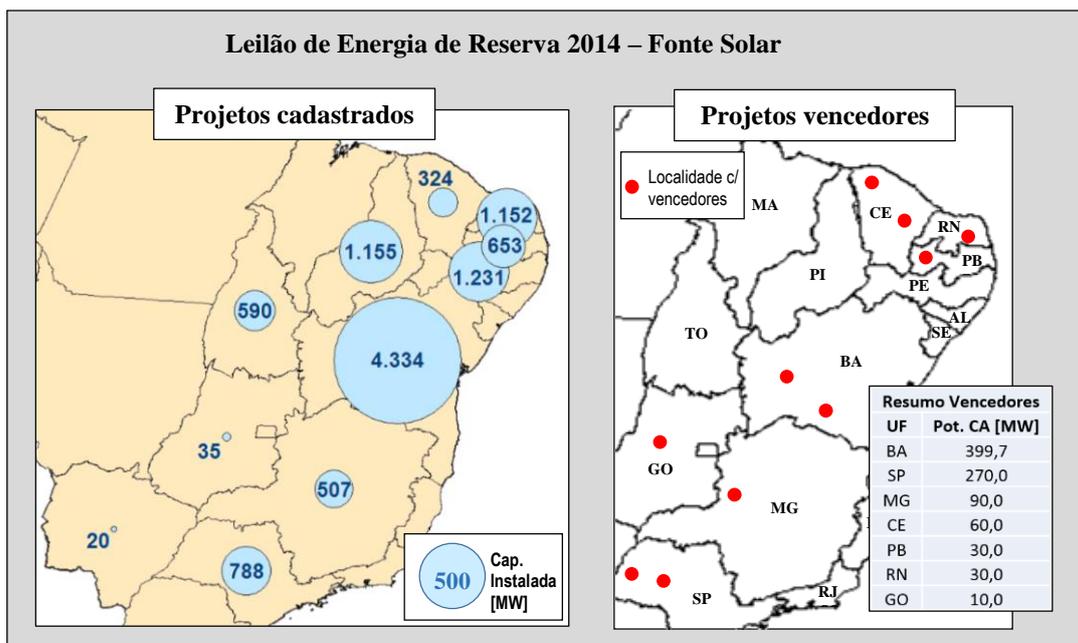


Figura 1.3 – Resultados do Leilão de Energia de Reserva de 2014 – Fonte solar fotovoltaica.

Fonte: EPE (2014a) e dados de EPE (2015)

1.1 Motivação e objetivos do trabalho

As perspectivas de participação crescente da geração solar fotovoltaica na matriz elétrica global e em particular no Brasil, tanto como geração distribuída como centralizada, trazem à tona a necessidade de uma melhor compreensão das características e dos impactos causados por esta fonte.

Assim como no caso da energia eólica, que depende dos ventos, a energia solar FV, que depende da radiação solar, enquadra-se como variável. A intermitência (em geral usada como sinônimo de variabilidade) do recurso solar tem como principais causas o movimento aparente do sol e a presença e movimento de nuvens em um determinado local. Se por um lado as variações na escala de minutos ou horas decorrentes do movimento diário do sol possam ser previstas com grande exatidão ao longo de um ano, por outro o comportamento aleatório de nuvens é o grande responsável pela variabilidade de curto prazo da geração solar FV e o motivo de maior preocupação por parte de operadores e planejadores dos sistemas elétricos acessados. Mudanças nos níveis de radiação solar em certo ponto podem atingir até 60% dos seus valores de pico em questão de segundos (MILLS *et al*, 2009). A figura 1.4 ilustra o comportamento temporal do recurso solar a que um gerador FV está exposto em um dia de grande variabilidade em uma localidade brasileira na região Nordeste.

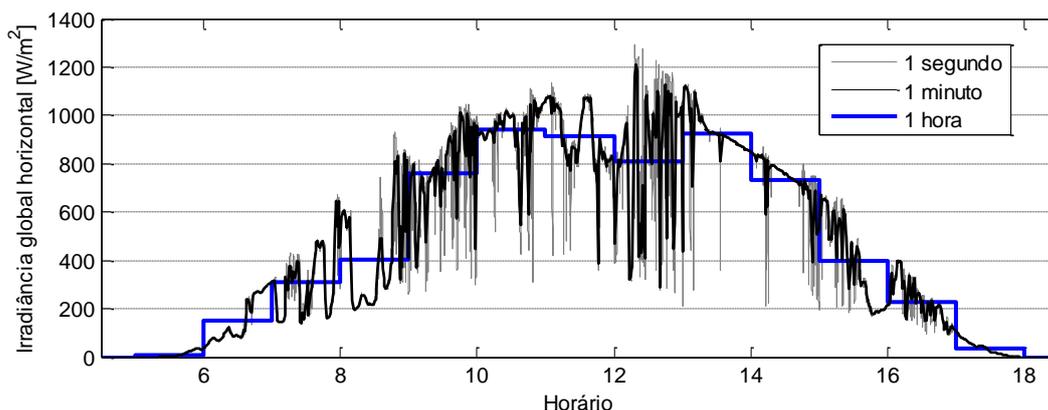


Figura 1.4 – Variabilidade da radiação solar em um dia típico na região Nordeste para diferentes escalas temporais

Diversos trabalhos evidenciaram as diferenças entre as características das séries de radiação solar de mais curto prazo, como as de resolução da ordem de minuto(s), e séries em escala horária ou diária, que podem mascarar grande parte da variabilidade desta fonte

(SUEHRCKE e MCCORMICK, 1988; GANSLER *et al.*, 1995). Reduções na variabilidade também ocorrem em função da diversidade do impacto das nuvens em diferentes partes de uma mesma planta FV e entre diferentes plantas espacialmente dispersas. A experiência mostra que mesmo em geradores pequenos, da ordem de 30 kW, não é possível estimar os níveis de flutuação na potência gerada por simples extrapolação de medições pontuais de insolação. Apesar da redução, mesmo em geradores do porte de 13,2 MW, que utilizam algumas dezenas de milhares de módulos fotovoltaicos, ainda são verificadas flutuações em 1 minuto de até 50% de sua capacidade (MILLS *et al.*, 2009).

O estudo realizado por RENO e STEIN (2013) investigou e identificou a existência de correlações entre a intensidade e variabilidade solar de curto prazo e o tipo de nuvem presente em cada localidade em um determinado intervalo de tempo. Para tal, foram utilizados dados históricos de medições terrestres de radiação solar sincronizadas com séries temporais de classificação automática baseada em imagens de satélite do tipo de nuvem no entorno das localidades. Como possível aplicação os autores sugeriram a modelagem da variabilidade solar em diferentes localidades através da geração de séries sintéticas da radiação solar.

A realização de estudos mais precisos acerca do impacto da geração fotovoltaica nos sistemas elétricos depende fundamentalmente da adequada caracterização do recurso solar, o que inclui avaliá-lo através de métricas de intensidade e de variabilidade. Medições obtidas em estações solarimétricas ainda são escassas para a maior parte do território brasileiro, em particular para resoluções de tempo menores, como a de intervalo de 1 minuto. A maior parte dos dados nacionais neste nível de alta resolução temporal não estão disponíveis publicamente. O trabalho realizado por PEREIRA *et al.* (2006), que figura entre os melhores levantamentos já realizados acerca do recurso solar brasileiro, concentrou-se na estimativa dos níveis médios de radiação solar de longo prazo em cada localidade através de um modelo baseado em imagens de satélite. O aspecto da variabilidade da fonte foi tratado apenas em escala sazonal e interanual.

Assim, o presente trabalho teve como objetivo primeiramente o desenvolvimento de uma metodologia para obtenção de séries temporais sintéticas da radiação solar em alta resolução (escala de 1 minuto) para todo o território nacional com características semelhantes às que seriam obtidas em estações terrestres de medição mediante uso de dados de classificação automática de nuvens. Após isso, as séries também foram utilizadas na modelagem da potência elétrica disponibilizada por geradores FV de

diferentes portes, permitindo estimar e comparar o potencial de geração e os níveis de variabilidade de curto prazo esperados para o cenário brasileiro.

1.2 Revisão bibliográfica

O problema da escassez de medições da radiação solar nos locais de interesse tem motivado a realização de uma série de trabalhos com o objetivo de gerar tais dados sinteticamente para as mais diversas escalas temporais, da diária até o nível de minuto. Um ponto comum entre todos os trabalhos é o uso de um processo de normalização que remove a componente determinística da radiação solar, através do uso das variáveis k_T (índice de claridade, normalização pela radiação extraterrestre) ou k_c (índice de céu claro, normalização pela radiação de céu claro).

Em AGUIAR *et al.* (1988) é descrito o mais popular modelo para geração de séries diárias da irradiação global a partir de médias mensais da mesma, como as que são disponibilizadas em PEREIRA *et al.* (2006). Os autores fizeram uso de dados de medição de nove estações, sendo a maior parte na Europa, para calibrar 10 matrizes de probabilidade de transição de primeira ordem para faixas de valores diários de k_T (K_t) que foram utilizadas em uma simulação de Monte Carlo via cadeias de Markov (MCMC). Testes estatísticos foram usados para avaliar o desempenho do modelo em vários locais adicionais e permitiram aos autores recomendar seu uso em qualquer localidade.

Para geração de séries horárias de radiação solar um dos trabalhos de maior relevância foi elaborado por AGUIAR e COLLARES-PEREIRA (1992). Um modelo autoregressivo, gaussiano e com dependência da hora solar foi parametrizado e validado através de dados de medição da Europa. O modelo requer como dado de entrada os valores diários da radiação, para os quais devem ser calculados os valores de K_T , e assume que para cada valor deste e da hora solar uma distribuição de probabilidade gaussiana descreve o valor horário de k_T . Na ausência de valores diários de radiação o autor sugere o uso de um modelo como o de AGUIAR *et al.* para geração sintética dos K_t . Esta metodologia, com aplicação de dois modelos em cascata, foi implementada em um dos softwares mais utilizados na indústria para simulação de sistemas fotovoltaicos, o PVsyst.

Outras abordagens para a geração de valores horários foram utilizadas em MORA-LOPEZ e SIDRACH-DE-CARDONA (1998), com uso de modelo multiplicativo ARMA

para geração das séries diretamente a partir de valores mensais, em POGGI *et al.* (2000), com uso de método baseado em matrizes de Markov de primeira ordem mensais e de ajuste adicional na persistência dos valores com base em distribuição de probabilidade da permanência nos estados e EHNBERG e BOLLEN (2005), com uso de um modelo de geração das séries de radiação a partir de séries sintéticas de cobertura de nuvens (em uma escala de 0 a 8, as Octas) registradas em solo por observadores humanos ou automaticamente através de equipamentos específicos para este fim. Todos os três modelos citados são baseados em parametrizações específicas para as condições climáticas dos locais para o qual foram desenvolvidos.

No campo da geração de séries sintéticas de radiação com resolução sub-horária merece destaque o trabalho realizado por SKARTVEIT e OLSETH (1992), que apresentou modelos para distribuição de densidade de probabilidade de séries com resolução de 1 a 10 minutos. O modelo foi parametrizado a partir de dados de 3 estações de medição da Europa e EUA e é capaz de gerar as séries em alta resolução a partir de séries horárias da radiação. A variabilidade intra-horária é obtida estocasticamente de uma distribuição de probabilidade parametrizada em função do índice k_c horário e de uma métrica de variabilidade inter-horária que usa o valor de k_c da hora anterior e posterior. A característica sequencial é modelada em separado através de um modelo autoregressivo de primeira ordem que é responsável por ordenar os valores de k_c gerados anteriormente.

O trabalho apresentado em STEIN *et al.* (2011) buscou produzir séries com resolução de 1 minuto, sincronizadas, da potência gerada por até 10 usinas fotovoltaicas com porte variando entre 5 e 300 MW. O método utilizado reconstruiu as séries de radiação solar a partir de séries horárias geradas com base em modelos de satélite. O algoritmo consistiu em reproduzir de uma biblioteca de dados medidos na região de interesse a série do dia com a maior semelhança em relação a série fornecida pelo modelo de satélite. As informações produzidas foram utilizadas em um estudo de integração da geração solar ao sistema elétrico na região de Nevada, EUA.

Em MCCRAKEN (2011) é apresentado um método para geração de série de radiação na escala temporal de 5 minutos a partir da série horária, tomadas como dado de entrada. Matrizes mensais de transição de Markov foram ajustadas empiricamente para aplicação da técnica de simulação de Monte Carlo. As séries produzidas compararam favoravelmente aos dados de medição no que tange a distribuição de frequência. A habilidade de reprodução das características sequenciais não foi avaliada.

HUMMON *et al.* (2012) descrevem um criativo método de geração de séries sintéticas em escala de 1 minuto da radiação solar e geração solar FV e heliotérmica. O método toma como entrada mapas horários de radiação provenientes de modelo de satélite. Através de inferência estatística aplicada a um conjunto de dados de medição, os autores identificaram as correlações existentes entre a variabilidade de curto prazo e a variabilidade espacial da radiação no entorno (retalho de 42 pontos, 4.500 km²) do ponto de interesse, definindo 5 classes temporais. A partir da média e desvio padrão ponderados por distância dos valores de k_c deste retalho são calculadas as probabilidades daquela hora pertencer a cada uma das classes temporais e um sorteio é realizado. A sintetização em escala de 1 minuto é realizada de forma diferente para cada classe, ora por simples amostragem de uma distribuição empírica de rampas de 1 minuto, ora por alternância entre diferentes estados de k_c com frequência definida em função dos valores do retalho e duração amostrada de distribuições empíricas previamente estabelecidas. O método foi utilizado para geração de dados em um estudo de grande porte para avaliação da integração em grande escala de fontes intermitentes ao sistema elétrico do oeste dos EUA (LEW *et al.*, 2013). HANSEN (2012) realizou uma avaliação independente do desempenho do modelo em termos de distribuição de frequência, reprodução de variabilidade e correlação espacial e de modo geral concluiu pela favorabilidade de seu uso para os fins pretendidos.

Em NGOKO *et al.* (2014) uma nova tentativa de geração de dados sintéticos de radiação em escala de 1 minuto foi realizada. A abordagem utilizada também se baseia no uso de matrizes de transição de Markov para k_c calibradas empiricamente para 15 faixas do valor diário de índice de céu claro a partir de 3 anos de medições de 2 locais diferentes do Japão. Neste caso, um modelo de cadeias de Markov de segunda ordem foi utilizado e as matrizes tiveram ordem 100²x100. O método teve bom desempenho na reprodução da frequência e nível de flutuação das séries porém o autor ressalta a necessidade de maiores estudos pois foram utilizados apenas dois locais com características climáticas similares.

A ferramenta comercial Meteonorm é capaz de fornecer dados meteorológicos para todos os continentes, incluindo séries de radiação solar. Em METEONORM (2014) são apresentadas as técnicas utilizadas pelo software para sintetizar séries de radiação. Modelos com resolução temporal em cascata, adaptados dos trabalhos apresentados por AGUIAR *et al.* e AGUIAR e COLLARES-PEREIRA para uso com k_c , são utilizados para gerar sinteticamente valores horário de radiação. Para séries com resolução de 1 minuto

a ferramenta apresenta duas alternativas, a primeira baseada no trabalho de SKARTVEIT e OLSETH e a segunda uma adaptação própria do modelo horário autoregressivo de AGUIAR e COLLARES-PEREIRA para a menor resolução temporal.

O trabalho recentemente apresentado por BRIGHT *et al.* (2015) demonstra que o problema da obtenção de séries de radiação em alta resolução temporal para uso em simulação de sistemas de energia solar ainda demanda pesquisas. Neste caso foi apresentada uma metodologia mais elaborada, porém também se baseia no uso de várias cadeias de Markov de primeira ordem para simulação de condições climáticas que consideram nebulosidade, velocidade do vento e pressão atmosférica. O método foi testado em duas localidades do Reino Unido e apresentou bom desempenho na reprodução das características de séries horárias e na escala de 1 minuto, incluindo estatísticas de flutuações na radiação.

Por fim, merece destaque um trabalho realizado em PEREZ *et al.* (2011), que apresenta um metodologia empírica para levantamento dos níveis de variabilidade de curto prazo da radiação solar a partir de dados de satélite. Utilizando dados de medição de estações dos EUA e mapas horários dos níveis de radiação estimados por modelo baseado em imagens de satélite, os autores estabeleceram relações que permitem estimar o valor de algumas métricas de variabilidade com o objetivo de caracterizar o recurso solar em localidades arbitrárias, desde que cobertas pelo modelo de satélite. A técnica poderia, em tese, ser empregada para uma tentativa de caracterização da variabilidade de curto prazo do recurso solar e da geração FV em todo o país, contudo não foi encontrada extensão do trabalho com este intuito.

1.3 Estrutura da dissertação

Este trabalho foi estruturado em seis capítulos. No capítulo 1 foram apresentadas as perspectivas da geração FV no mundo e no Brasil, a motivação e objetivos deste trabalho bem como uma revisão bibliográfica no tema da dissertação.

No capítulo 2 serão apresentados os fundamentos teóricos para a modelagem de sistemas de geração solar fotovoltaica. Serão descritos os aspectos básicos da modelagem da radiação solar e da geração fotovoltaica.

O capítulo 3 descreverá a metodologia estudada para a geração de séries sintéticas de radiação solar e da potência gerada em geradores FV a partir de séries de classificação automática de nuvens.

Os resultados de testes e validação da metodologia serão apresentados no capítulo 4. As séries sintéticas e medidas foram comparadas com objetivo de verificar o nível de reprodução de algumas das características de séries reais. Algumas métricas selecionadas também foram testadas com o objetivo de investigar a possibilidade de uso de um modelo de céu claro de abrangência nacional, possibilitando o uso da metodologia para estimativa das métricas em locais arbitrários do território brasileiro.

No capítulo 5 é realizada uma tentativa de caracterização de todo o recurso solar brasileiro com foco em geração fotovoltaica. Um conjunto abrangente de pontos espalhados por todas as regiões do país foi selecionado para aplicação da metodologia de forma a estimar algumas métricas que permitem caracterizar o recurso brasileiro tanto em termos de potencial de geração quanto dos níveis de variabilidade solar a que os geradores FV, e consequentemente os sistemas elétricos acessados, estarão sujeitos.

O capítulo 6 apresenta as considerações finais bem como sugestões de trabalhos futuros.

Capítulo 2

Fundamentos da geração fotovoltaica

Neste capítulo serão apresentados alguns dos principais fundamentos teóricos da geração fotovoltaica e que são de interesse para a realização do presente trabalho. A primeira parte abrange conceitos básicos em radiação solar, cálculos de geometria solar, modelos de céu claro, índices de claridade e céu claro, separação de componentes e transposição da radiação solar para planos inclinados, além dos principais equipamentos utilizados na medição do recurso solar.

A segunda parte do capítulo aborda fundamentos da geração fotovoltaica, modelos para simulação do comportamento de módulos e inversores, simulação do desempenho do gerador fotovoltaico e de plantas de maior porte.

2.1 Radiação solar

O Sol emite continuamente ao espaço energia sob a forma de radiação eletromagnética. Apenas uma pequena parte da energia emitida é interceptada pela Terra, que tem a radiação solar como sua principal fonte de energia.

Translação é o movimento anual que a Terra realiza ao redor do sol em uma órbita levemente elíptica com excentricidade de 0,0167. A Terra também realiza um movimento de rotação sobre seu próprio eixo, que está inclinado em aproximadamente $23,45^\circ$ em relação ao plano da órbita de translação. Esta inclinação dá origem às estações do ano. O tempo necessário para um movimento completo de rotação é de aproximadamente 23 horas e 56 minutos (dia sideral, observado das estrelas). O dia solar corresponde ao

período de tempo entre duas passagens sucessivas do sol sobre o meridiano local e tem duração média de 24 horas.

Por conta da distância entre Sol e Terra, da ordem de 150 milhões de quilômetros, os raios solares atingem o planeta de forma aproximadamente paralela e constante. A radiação solar que atinge o topo da atmosfera da Terra é chamada radiação solar extraterrestre. Neste ponto convém definir a irradiância solar, que é a densidade de fluxo da radiação e tem unidade de medida W/m^2 . Já a irradiação solar é a integral da irradiância em um determinado intervalo de tempo, sendo uma unidade de medida comum o kWh/m^2 . O valor adotado pelo WRC (*World Radiation Center*) para a irradiância extraterrestre, G_{sc} , é de $1.367 W/m^2$ e esta é conhecida como constante solar. Embora tenha este nome, a irradiância extraterrestre varia $\pm 3\%$ ao longo do ano em função da excentricidade da órbita da Terra ao redor do sol. DUFFIE e BECKMAN (2013) sugere a aproximação proposta por SPENCER (1971) para compensar este efeito:

$$G_{on} = G_{sc} (1,000110 + 0,034221 \cos(B) + 0,001280 \sin(B) + 0,000719 \cos(2B) + 0,000077 \sin(2B)) \quad (2.1)$$

onde G_{on} é a irradiância extraterrestre efetiva para o dia n do ano ($n=1$ para 1° de janeiro) e B é dado por:

$$B = (n - 1) \frac{360}{365} \quad (2.2)$$

2.1.1 Geometria solar

Etapa básica na modelagem da radiação disponível para sistemas de energia solar é o cálculo da posição do sol no céu a qualquer tempo e em qualquer localidade. Diversos algoritmos com diferentes níveis de precisão e complexidade foram desenvolvidos para aplicações em energia solar (GRENA, 2012). Equações para o cálculo com baixa precisão são apresentadas em textos como MUNEEER (1997) e DUFFIE e BECKMAN (2013). A seguir será mostrada uma sequência de definições e de cálculos tradicionais apresentados em DUFFIE e BECKMAN, baseados nas aproximações de SPENCER (1971), que

permite obter os principais ângulos existentes entre uma superfície plana (ex.: módulo fotovoltaico) orientada arbitrariamente e o Sol. Os ângulos de maior interesse, parte dos quais mostrados na figura 2.1, são:

- Latitude (ϕ): distância angular em relação à linha do equador. Varia entre -90° e $+90^\circ$ e tem valores positivos para o hemisfério norte e negativos para o hemisfério sul;
- Declinação (δ): posição angular do Sol ao meio dia solar (quando o Sol está no meridiano local) em relação ao plano do Equador. Varia entre $-23,45^\circ$ e $+23,45^\circ$ e tem valores negativos para o hemisfério sul e positivos para o norte;
- Inclinação da superfície (β): ângulo entre o plano da superfície e a horizontal;
- Ângulo azimutal da superfície (γ): ângulo entre o meridiano local e a projeção da reta normal à superfície de interesse no plano horizontal, sendo zero se em direção ao sul, positivo se a oeste e negativo se a leste;
- Ângulo horário solar (ω): deslocamento angular de 15° por hora entre o meridiano do observador e o meridiano correspondente à posição solar. É definido como negativo no período da manhã e positivo no período da tarde;
- Ângulo de incidência (θ): ângulo entre a direção dos raios solares e a reta normal à superfície;
- Ângulo zenital (θ_z): ângulo formado entre a vertical do observador e a direção dos raios solares;
- Altura ou altitude solar (α_s): ângulo formado entre o plano horizontal e a direção dos raios solares. É o complemento do ângulo zenital ($\alpha_s = 90 - \theta_z$);
- Ângulo azimutal do sol (γ_s): ângulo entre o sul geográfico e a projeção do raio solar no plano horizontal. Deslocamentos angulares a oeste do sul são positivos e a leste são negativos.

As definições e notações acima também foram adotadas pela norma brasileira ABNT NBR 10899 (Energia Solar Fotovoltaica – Terminologia) de 2006. Ressalta-se, porém, que a convenção da norma para ângulos azimutais é diferente, sendo o zero na direção norte e o positivo em direção ao leste.

$$\omega = 15(\text{Hora solar} - 12) \quad (2.5)$$

onde *Hora solar* é dada em horas e ω resulta em graus.

A declinação do sol (δ), com unidade medida em graus, pode ser calculada de forma aproximada pela equação mostrada a seguir.

$$\begin{aligned} \delta = \frac{180}{\pi} & (0,006918 - 0,399912 \cos B + 0,070257 \sin B \\ & - 0,006758 \cos 2B + 0,000907 \sin 2B - 0,002697 \cos 3B \\ & + 0,00148 \sin 3B) \end{aligned} \quad (2.6)$$

Neste ponto já possível calcular os ângulos que descrevem a posição do sol. O ângulo zenital (θ_z) e a altura solar (α_s) podem ser obtidos por inversão trigonométrica da equação (2.7). O ângulo azimutal solar (γ_s) é calculado a partir da equação (2.8).

$$\cos \theta_z = \sin \alpha_s = \sin \phi \sin \delta + \cos \phi \cos \delta \cos \omega \quad (2.7)$$

$$\gamma_s = \text{sinal}(\omega) \left| \cos^{-1} \left(\frac{\cos \theta_z \sin \phi - \sin \delta}{\sin \theta_z \cos \phi} \right) \right| \quad (2.8)$$

onde $\text{sinal}(\omega)$ é igual a +1 se ω positivo e -1 se ω for negativo.

Os passos acima descrevem um procedimento típico de cálculo com menor precisão apresentado por DUFFIE e BECKMAN e que é suficiente para a maioria das aplicações de engenharia solar. O presente trabalho fez uso do software MATLAB e da *toolbox* PV_LIB em todas as simulações. Esta *toolbox* fornece uma séries de funções para uso em simulações de sistemas de geração fotovoltaica (STEIN, 2012). Para o cálculo da posição solar foi disponibilizado o algoritmo conhecido como SPA (*Solar Position Algorithm*) descrito em REDA e ANDREAS (2004). Este algoritmo tem grande precisão e é capaz de calcular ângulos com erro máximo de 0,0003°, porém à custa de maior complexidade computacional. O tempo mais elevado para cálculos dos ângulos solares não teve impacto significativo no andamento deste trabalho e por isso o algoritmo SPA foi utilizado. Caso seja necessário reduzir o tempo de cálculo sugere-se o uso de um dos algoritmos com

diferentes níveis de precisão como os apresentados por GRENA (2012) e que foram otimizados para redução do custo computacional.

Tendo calculado os ângulos de posição solar, é possível agora calcular o ângulo de incidência (θ) dos raios solares na superfície de interesse posicionada com ângulo de inclinação β e ângulo azimutal (γ), que no caso deste trabalho será sempre a superfície frontal de módulos fotovoltaicos:

$$\cos \theta = \cos \theta_z \cos \beta - \sin \theta_z \sin \beta \cos(\gamma_s - \gamma) \quad (2.9)$$

A equação anterior é de uso geral e pode ser usada tanto em superfícies fixas, que mantém sempre os mesmos ângulos β e γ ao longo tempo, quanto em superfícies com rastreamento solar, que de alguma forma acompanham o movimento aparente do sol. Para tanto, β e γ deverão ser ajustados para cada instante calculado. No caso de rastreadores horizontais com eixo norte-sul a superfície coletora gira para acompanhar continuamente o movimento aparente do sol de leste para oeste de forma a minimizar o ângulo de incidência. As equações que permitem calcular os ângulos de interesse são (DUFFIE e BECKMAN, 2013):

$$\gamma = \begin{cases} 90^\circ & \text{se } \gamma_s > 0 \\ -90^\circ & \text{se } \gamma_s \leq 0 \end{cases} \quad (2.10)$$

$$\tan(\beta) = \tan(\theta_z) |\cos(\gamma - \gamma_s)| \quad (2.11)$$

Um parâmetro adicional frequentemente utilizado nos modelos radiação solar é a massa de ar ($AM - Air Mass$), que é a razão entre o caminho ótico percorrido pelos raios solares e o caminho ótico percorrido para θ_z igual a zero ao nível do mar (ABNT, 2006). A notação AM0 indica o nível de topo da atmosfera (irradiância extraterrestre), AM2 é o caminho ótico de duas atmosferas, por exemplo. Neste trabalho foi utilizado o ajuste de (KASTEN e YOUNG, 1989) para o cálculo de AM com base no ângulo θ_z . Por fim, a refração atmosférica, causada pela diferença de densidade entre o vácuo do espaço e a atmosfera terrestre e que faz com que o sol apareça em uma altura solar maior do que a real ao amanhecer e ao anoitecer, demanda correções. Este efeito, que provoca modificações inferiores a 1° e apenas para elevações solares muito baixas, foi

devidamente corrigido pelo algoritmo de REDA e ANDREAS (2004) e dá origem ao ângulo zenital aparente (θ_{za}) e seu complemento, a altura solar aparente (α_{sa}).

2.1.2 Componentes e medição da radiação solar

Se não existisse a atmosfera terrestre a irradiância na superfície teria os mesmos níveis da irradiância extraterrestre. Entretanto, seus constituintes, tais como moléculas de ar, ozônio, vapor d'água, aerossóis (particulados) e nuvens provocam o espalhamento e absorção da radiação. O espalhamento dá origem à radiação difusa, proveniente de todas as direções, e à radiação direta, correspondente à parcela de radiação que não sofre espalhamento ao atravessar a atmosfera até a superfície e é capaz de gerar sombra. Ainda há uma terceira componente de interesse para aplicações de energia solar que é a radiação refletida do solo, caso a superfície esteja com algum nível de inclinação em relação a horizontal. A figura 2.3 permite visualizar estas componentes.

Assim, em concordância com as definições e notações da norma brasileira (ABNT, 2006), sempre que possível, têm-se as seguintes grandezas de interesse na energia solar:

- Irradiância direta normal (G_{DIRN}): é a irradiância proveniente da direção do sol e que não sofreu espalhamento durante a passagem pela atmosfera, disponível em um plano normal a linha que conecta o observador ao sol, normalmente considerando um ângulo sólido de 5° ou menos que inclua o disco solar.
- Irradiância direta horizontal (G_{DIR}): componente da G_{DIRN} disponível em uma superfície horizontal, portanto deve considerar o ângulo de incidência:

$$G_{DIR} = G_{DIRN} \cos(\theta_z) \quad (2.12)$$

- Irradiância difusa (G_{DIF}): parcela da irradiância recebida de uma superfície horizontal que sofreu espalhamento pela atmosfera e é proveniente de todas as direções.
- Irradiância global (G_{HOR}): algumas vezes chamada irradiância global horizontal ou irradiância global no plano horizontal. É a irradiância recebida em um plano horizontal, ou seja:

$$G_{HOR} = G_{DIR} \cos(\theta_z) + G_{DIF} \quad (2.13)$$

- Irradiância total (G_{TOT}): grandeza mais importante pois é a irradiância solar recebida em uma superfície arbitrariamente inclinada considerando as componentes direta, difusa e refletida (G_{ALB}) do solo. Se o ângulo de inclinação é zero, $G_{TOT} = G_{HOR}$. A transposição da irradiância para um plano inclinado qualquer a partir de medições horizontais requer a aplicação de modelos específicos, que serão vistos mais à frente.

A unidade de medida usual para a irradiância, adotada neste trabalho, é o W/m^2 , que na realidade indica o valor médio da irradiância no intervalo de tempo considerado. A irradiação é a irradiância integrada em certo período de tempo. Neste caso as notações com G são substituídas por H no caso de um intervalo diário e I de um intervalo horário, sendo a unidade de energia mais utilizada o kWh.

O instrumento usado para medição da irradiância total incidente em uma superfície é o piranômetro. Os piranômetros mais precisos têm sensores do tipo termoeletrico, onde uma termopilha é responsável por converter calor em um sinal de tensão proporcional à irradiância incidente com um tempo de resposta normalmente inferior a 30 segundos. Uma alternativa de menor custo são os piranômetros com sensor fotodiodo. Este tipo de piranômetro se baseia no efeito fotovoltaico, é menos preciso do que os do tipo anterior e tem um tempo de resposta mais baixo, da ordem de microssegundos. Piranômetros podem ser usados para medir diretamente a irradiância global, a irradiância difusa (desde que o disco solar seja sombreado) e a irradiância total no plano inclinado (fixo ou móvel).

O pireliômetro é o equipamento utilizado para medir a irradiância direta normal. Um sensor termoeletrico é colocado dentro de um tubo colimador que limita o ângulo de visão do mesmo para $5-5,7^\circ$. Como o pireliômetro precisa apontar de forma precisa para a direção do sol, é necessário que o sensor seja acoplado ao equipamento chamado rastreador solar. Este equipamento também é capaz de posicionar continuamente uma pequena esfera responsável por sombrear um piranômetro para medição da irradiância difusa. Por conta disso, a medição direta da componente G_{DIRN} tem maior custo de aquisição e demanda maior necessidade de manutenção. A figura 2.2 mostra exemplos de estações solarimétricas.

A experiência mostra que a incerteza típica atingível em campo para medições de pireliômetros é da ordem de $\pm 2\%$, para piranômetros termoelétricos é da ordem de $\pm 3\%$ a 5% e dos piranômetros fotovoltaicos da ordem de $\pm 5\%$. Entretanto, estes números podem variar (negativamente) em função dos níveis de manutenção das estações, qualidade dos sensores e demais equipamentos e questões ambientais locais (MYERS, 2013).

Estações solarimétricas idealmente devem, de alguma forma, medir todas as três componentes principais da irradiância (G_{DIRN} , G_{HOR} , G_{DIF}). Utilizando a equação (2.13) é possível obter a terceira componente a partir das outras duas. Em função da menor incerteza na medição direta da G_{DIRN} , a medição de todas as componentes com menor incerteza, dita ótima e ideal para fins científicos (GUEYMARD e MYERS, 2009), é obtida através da medição direta de G_{DIRN} e G_{DIF} (esta com a utilização de uma esfera de sombreamento) com G_{HOR} obtida por cálculo. Opção de menor custo é o uso de dois piranômetros termoelétricos, sendo um deles sombreado permanentemente com uma banda de sombreamento periodicamente ajustada. Como a banda de sombreamento também obstrui parte da radiação difusa, correções são necessárias. Vários autores derivaram métodos empíricos para este fim, porém os erros podem atingir até 30% (GUEYMARD e MYERS, 2009), o que causa grande erro na estimativa da G_{DIRN} .

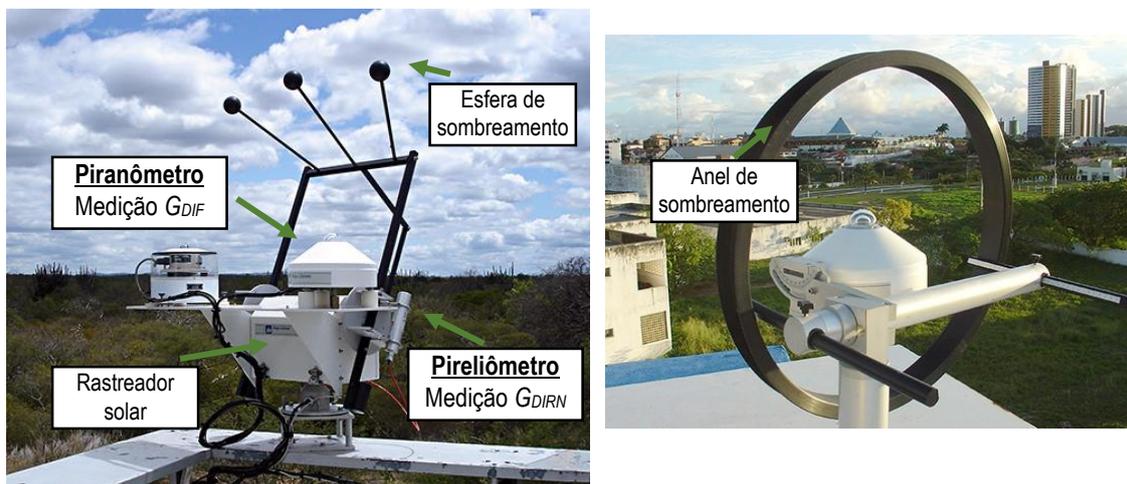


Figura 2.2 – Equipamentos utilizados em estações solarimétricas

Fonte: SONDA/INPE

2.1.3 Índices de claridade e de céu claro

Dois conceitos muito úteis na modelagem da radiação solar, com aplicações em meteorologia e em sistemas de energia solar, são os índices de claridade e de céu claro. Conforme mencionado na seção 1.1, parte significativa da variabilidade do recurso solar pode ser atribuída ao movimento aparente do sol nos ciclos diário e anual. Também foi mencionado na seção 2.1.2 que se não existisse atmosfera a irradiância na superfície seria idêntica a irradiância extraterrestre. Ao desenvolver modelos empíricos para estudar os efeitos da atmosfera, LIU e JORDAN (1960) foram pioneiros na definição de índices com o objetivo de remover a componente determinística da variação da radiação solar. O índice de claridade, k_T , pode ser definido como a razão entre a irradiância (ou irradiação) global, medida ou simulada, e a irradiância (ou irradiação) extraterrestre projetada no plano horizontal (G_0):

$$k_T(t) = \frac{G_{HOR}(t)}{G_0(t)} = \frac{G_{HOR}(t)}{G_{on}(t) \cos(\theta_z(t))} \quad (2.14)$$

onde G_{on} tem um valor para cada dia do ano, conforme equação (2.1).

O índice de claridade quantifica o efeito da atenuação de todos os componentes da atmosfera sobre a radiação solar recebida no topo da mesma. Outra abordagem possível, e que vem sendo mais utilizada recentemente, faz uso de modelos de céu claro para definir uma variável também estocástica e adimensional que represente exclusivamente o efeito das nuvens. Esta variável é o índice de céu claro, capaz de isolar a variabilidade solar causada pelas nuvens e que é a componente com maior potencial para causar problemas aos sistemas elétricos (KLEISSL, 2013). A seguir é apresentada uma possível definição para esta variável com base em G_{HOR}^1 , sendo adotado para este trabalho a notação k_c .

$$k_c(t) = \frac{G_{HOR}(t)}{G_{HOR/céu\ claro}(t)} \quad (2.15)$$

onde $G_{HOR/céu\ claro}$ é a irradiância de céu claro esperada.

¹ O índice de céu claro também poderia ser definido com base na irradiância no plano inclinado, G_{TOT} , ou mesmo a potência de saída do gerador FV com o uso de modelos apropriados (KLEISS, 2013).

A equação (2.15) evidencia a necessidade de uso de um modelo de irradiância de céu claro para o cálculo de k_c . É possível encontrar na literatura diversos trabalhos que buscaram desenvolver tratar este problema, assim como também esforços no sentido de comparar o desempenho dos modelos em diferentes regiões do mundo. O estudo realizado por RENO *et al.* (2012) avaliou o desempenho de diversos modelos de céu claro para G_{HOR} com base em dados de medição de 30 localidades dos Estados Unidos. Entre os mais simples o modelo de Haurwitz (HAURWITZ, 1945) apresentou bom desempenho na previsão da irradiância de céu claro ($G_{HOR/céu\ claro}$):

$$G_{HOR/céu\ claro}(t) = 1.098 \cos(\theta_z(t)) e^{\frac{-0.057}{\cos \theta_z(t)}} \quad (2.16)$$

Este modelo foi ajustado empiricamente com base em dados de uma localidade dos Estados Unidos, ainda assim apresentou desempenho satisfatório nos locais testados se considerada sua simplicidade.

Outro modelo considerado simples e que apresentou bom desempenho foi descrito em INEICHEN *et al.* (2002). Este modelo introduz parâmetros adicionais que possibilitam um melhor ajuste às características de cada localidade:

$$G_{HOR/céu\ claro}(t) = c_{g1} G_{on}(t) \cos(\theta_{za}) e^{-c_{g2} AM(t)(f_{h1} + f_{h2}(TL(t)-1))} e^{0,01AM(t)^{1,8}} \quad (2.17)$$

onde

$$f_{h1} = e^{\frac{-alt}{8.000}}$$

$$f_{h2} = e^{\frac{-alt}{1.250}}$$

$$c_{g1} = 0,0000509alt + 0,868$$

$$c_{g2} = 0,0000392alt + 0,0387$$

alt é a altitude do local em metros e TL é o coeficiente de turbidez de Linke, que representa uma medida da turbidez atmosférica causada por vapor d'água e aerossóis e indica o número de atmosferas limpas e secas que seriam necessárias para causar a mesma atenuação na irradiância solar.

O parâmetro TL , embora possa variar ao longo de um dia, normalmente é tratado como fixo para cada dia ou então para um mês. REMUND (2003), utilizando a combinação de dados de medição terrestre e de satélite, além de técnicas de interpolação, disponibilizou para a comunidade científica mapas mundiais mensais de estimativas das médias do parâmetro.

Os dois modelos de céu claro, de aqui em diante referenciados como de Haurwitz e de Ineichen, bem como as estimativas de TL de REMUND, estão disponíveis na *toolbox* PV_LIB e foram utilizados neste trabalho.

2.1.4 Separação de componentes da irradiância global

Nos casos em que esteja disponível apenas a série temporal de irradiância global se faz necessário a sua partição nas componentes direta horizontal e difusa. Esta situação pode ocorrer nos casos em que a medição é realizada apenas com um piranômetro na horizontal ou então quando se faz uso de séries de G_{HOR} obtidas por modelo.

GUEYMARD E RUIZ-ARIAS (2014) encontraram na literatura ao menos 90 modelos de separação. Dentre estes, essencialmente empíricos e calibrados a partir de dados com resolução temporal horária ou superior, os autores selecionaram 36 para a realização de testes de desempenho em séries com escala temporal de 1 minuto, foco do presente trabalho. Os modelos mais complexos, com um número maior de parâmetros de entrada, não apresentaram desempenho significativamente superior aos demais. Assim, para este trabalho foi utilizado um dos modelos mais frequentemente utilizados, proposto por ERBS *et al.* (1982). Este modelo tem como único parâmetro de entrada o índice de claridade, k_T , e variável de saída a fração difusa, k_D , que é a razão entre a irradiância global e a difusa. A formulação do modelo é apresentada na equação (2.18). A partir da fração difusa é possível obter G_{DIF} , G_{DIR} e G_{DIRN} , esta última com uso da equação (2.12).

$$k_D = \begin{cases} 1,0 - 0,09k_T & \text{se } k_T \leq 0,22 \\ +4,388k_T^2 - 16,638k_T^3 & \text{se } 0,22 < k_T \leq 0,80 \\ +12,336k_T^4 & \\ 0,165 & \text{se } k_T > 0,80 \end{cases} \quad (2.18)$$

2.1.5 Transposição da irradiância para o plano inclinado

O desempenho dos geradores fotovoltaicos é função da irradiância total. Raramente estão disponíveis séries de irradiância medidas na inclinação de interesse. Assim, faz-se necessário uma forma de estimar estes valores em superfícies arbitrariamente inclinadas tendo como dado de entrada os valores na horizontal. Para este trabalho foi selecionado modelo de PEREZ *et al.* (1990), utilizado como modelo padrão em ferramentas como o PVsyst² e SAM³.

A irradiância que incide em um superfície inclinada é modelada por 3 componentes principais: direta, difusa e refletida do solo. O modelo de PEREZ *et al.* divide a componente difusa em três partes: circumsolar, isotrópica e brilho de horizonte. A figura 2.3 permite melhor entendimento desta modelagem.

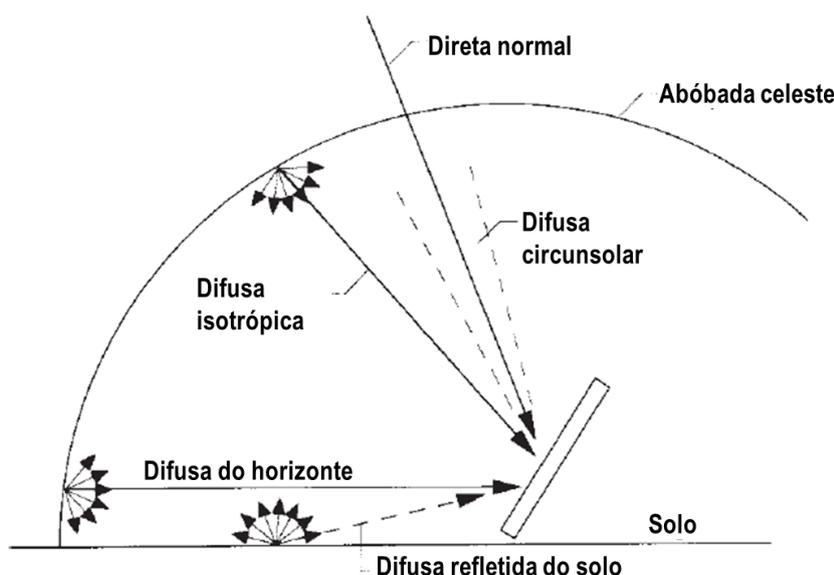


Figura 2.3 – Componentes da irradiância total em uma superfície inclinada

Fonte: adaptado de DUFFIE e BECKMAN (2013)

A equação de cálculo para G_{TOT} é apresentada na equação (2.19).

² Ferramenta comercial para simulação detalhada de sistemas fotovoltaicos inicialmente desenvolvida pela Universidade de Geneva, Suíça, e agora sob responsabilidade da PVsyst SA. Disponível em: <<http://www.pvsyst.com>>. Acesso em agosto de 2014.

³ *System Advisor Model*, desenvolvida pelo NREL, EUA, permite a simulação do desempenho técnico e econômico para projetos em energias renováveis, incluindo a geração fotovoltaica. Disponível em: <<http://sam.nrel.gov>>. Acesso em agosto de 2014.

$$\begin{aligned}
G_{TOT} &= G_{DIR} \frac{\cos \theta}{\cos \theta_z} \\
&+ G_{DIF} \left((1 - F_1) \left(\frac{1 + \cos \beta}{2} \right) + F_1 \frac{a}{b} + F_2 \sin \beta \right) \\
&+ G_{HOR} \rho_g \left(\frac{1 - \cos \beta}{2} \right)
\end{aligned} \tag{2.19}$$

onde

$$a = \max(0, \cos \theta), b = \max(\cos 85^\circ, \cos \theta_z)$$

F_1 e F_2 são coeficientes que determinam os níveis de anisotropia do céu e dependem de parâmetros que representam as condições de insolação e geometria solar. Estes parâmetros foram ajustados empiricamente e mais detalhes sobre sua forma de cálculo podem ser obtidas em PEREZ *et al.* (1990) ou DUFFIE e BECKMAN (2013). ρ_g é o albedo local e representa o nível de refletividade do solo, sendo adotado o valor típico de 0,2 neste trabalho.

2.2 Geração fotovoltaica

Os sistemas de geração fotovoltaica são sistemas que se baseiam no efeito fotovoltaico para a conversão direta da radiação solar em eletricidade. Essa conversão é realizada por células fotovoltaicas produzidas a partir de materiais semicondutores dopados. Em células comerciais modernas para geração FV convencional (sem concentração), as tecnologias dominantes são agrupadas em silício cristalino (mono e policristalino) e filmes finos, que engloba as células baseadas em telureto de cádmio (CdTe), disseleneto de cobre-índio-(gálio) (CI(G)S) e silício amorfo (a-si). No ano de 2013, a participação no mercado dos sistemas fotovoltaicos baseados em silício cristalino era de 90% e o restante em filmes finos (IEA, 2014). Outras tecnologias, como as baseadas em concentração fotovoltaica (CPV) tem participação inferior a 1%.

As células fotovoltaicas individualmente produzem tensões e correntes muito baixas, da ordem de 0,6 V e 3 A no caso de células de silício. Assim, as células são tipicamente conectadas em série e dão origem aos módulos fotovoltaicos. Em aplicações práticas é o

módulo fotovoltaico a unidade básica de um sistema de geração FV. Além do aumento da tensão, para níveis de até 100 V a depender da tecnologia, e potência, o encapsulamento das células em módulos tem como objetivo conferir isolamento elétrico além de proteção mecânica e ambiental. A principal característica de um módulo é a sua potência nominal, normalmente disponibilizada em W_p (watt-pico), que indica a potência do módulo quando ensaiado nas condições STC (*Standart Test Conditions*: irradiância de 1.000 W/m^2 , temperatura das células de 25° e espectro padrão para AM1,5). Nestas condições, os módulos de silício cristalino comerciais tinham em 2013 uma eficiência média de 16%, com os melhores atingindo 21%, enquanto para os módulos de filme a tecnologia CdTe se destacava atingindo até 15% (IEA, 2014). Este parâmetro de eficiência indica que, nas condições STC, um módulo limpo com 15% de eficiência irá gerar uma potência de $150W$ por m^2 para 1.000 W/m^2 de irradiância disponibilizada (G_{TOT}). Os módulos atualmente empregados em geradores de maior porte tem entre 100 e $350W_p$ de potência nominal. Assim, uma usina de capacidade 30 MW_p que utilize módulos de $300W_p$ terá um total de 100.000 módulos em operação.

Os módulos FV, por sua vez, são conectados em arranjos série (*strings*). Várias *strings*, com tensão equivalente a soma das tensões de cada módulo, são colocadas em paralelo, de forma que suas correntes se somem. A corrente contínua (CC) resultante precisa ser convertida para corrente alternada (CA) por um inversor, de forma a ser possível sua conexão à rede interligada. A figura 2.4 apresenta a topologia típica de uma usina fotovoltaica (UFV), que pode ter mais ou menos componentes dos que os mostrados em função do porte. Atualmente, os inversores mais comuns para geração fotovoltaica centralizada têm entre 500 e 2.000 kW (ou kW_{CA}) cada. Além da conversão da eletricidade para corrente alternada na frequência e tensão necessárias, os inversores tem funções adicionais relacionadas à proteção e são responsáveis também por controlar a tensão CC nas *strings* para que os módulos operem na condição de máxima potência.

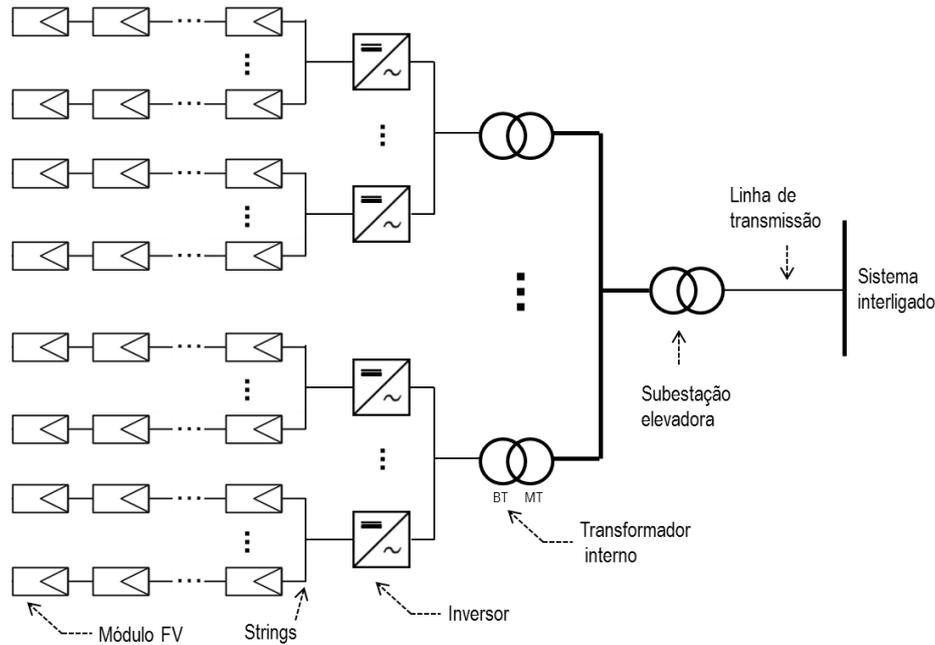


Figura 2.4 – Topologia típica de uma usina fotovoltaica

Tipicamente, as *strings* entregam potência CC aos inversores em baixa tensão (até 1.000 V). Os inversores por sua vez realizam a conversão para CA também para baixa tensão, em uma faixa que pode ir de 250 V a 480 V. Transformadores elevadores elevam a tensão para uma faixa entre 12,5 kV e 34,5kV como forma transmitir a potência gerada com menores perdas até uma subestação elevadora que permite injetar a potência gerada nos níveis de subtransmissão ou transmissão.

Além da seleção de módulos com diferentes níveis de eficiência, é possível otimizar o desempenho de uma planta FV através da seleção de diferentes formas de montagem dos módulos. Para sistemas montados em estruturas fixas assume-se ângulo azimutal ao norte se no hemisfério sul (o inverso para hemisfério Norte) e ângulo de inclinação ideal igual à latitude considerando o mínimo de 10° para autolimpeza pela chuva (PINHO e GALDINO, 2014), muito embora estudos mostrem que a orientação ótima varie também em função dos padrões climáticos de cada local (LAVE e KLEISSL, 2011). Há também opções de montagem com rastreamento solar que possibilitam aumento da energia gerada, porém a um custo superior de instalação, operação e manutenção. Entre estas a opção de rastreamento em 1 eixo norte-sul horizontal, que segue o movimento do sol no sentido de leste para oeste, que apresenta maior potencial de utilização no Brasil e teve sua

competitividade demonstrada a partir dos resultados de leilão de energia (EPE, 2015). A figura 2.5 ilustra as técnicas de montagem mencionadas.

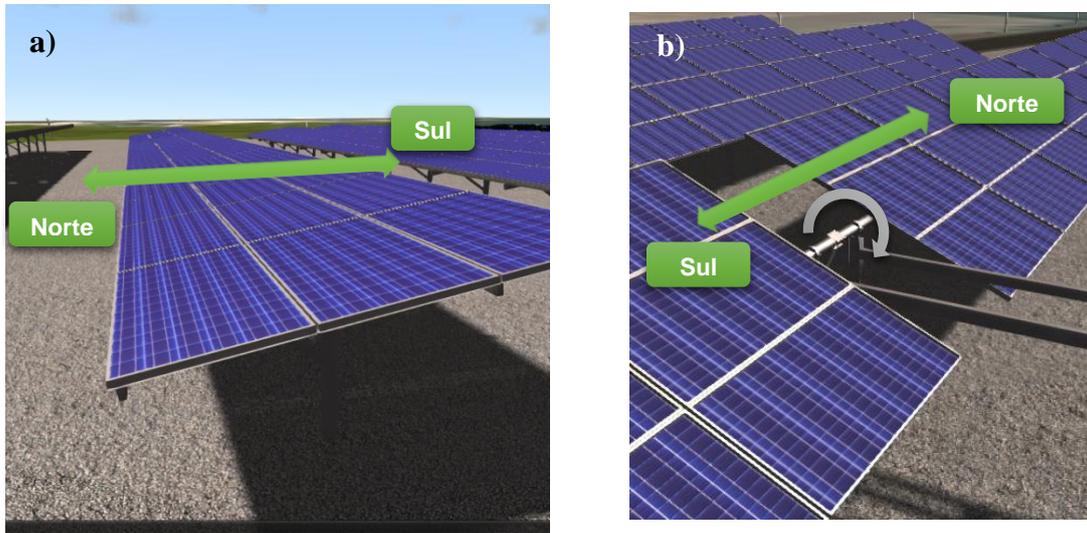


Figura 2.5 – Montagem dos módulos FV com a) estruturas fixas e b) rastreador horizontal norte-sul

2.2.1 Modelos para módulos fotovoltaicos

A célula fotovoltaica é essencialmente um diodo semiconductor exposto à luz, sendo que seu desempenho é influenciado principalmente pela irradiância recebida e temperatura de operação. Assim, o modelo de circuito equivalente comumente utilizado para células fotovoltaicas é o modelo de 1 diodo, mostrado na figura 2.6.

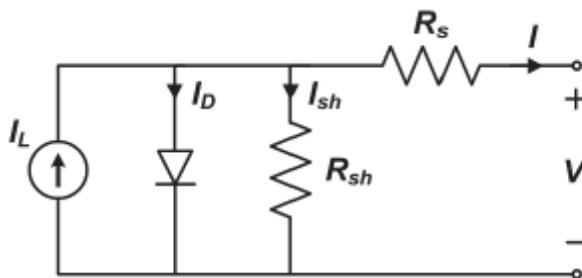


Figura 2.6 – Modelo de 1 diodo para a célula fotovoltaica

Para um módulo fotovoltaico constituído de N_s células em série, a equação que descreve a tensão V_m e I_m de um módulo é (HANSEN *et al.*, 2013):

$$I_m = I_L - I_0 \left[\exp \left(\frac{V_M + I_M N_s R_s}{n N_s V_{th}} \right) - 1 \right] - \frac{V_M + I_M N_s R_s}{N_s R_{sh}} \quad (2.20)$$

onde V_{th} é a tensão térmica da célula sendo igual a kT_C/q , em que k é a constante de Boltzmann, T_C é a temperatura da célula e q a carga elétrica elementar. Os cinco parâmetros I_L (fotocorrente), I_0 (corrente de saturação reversa do diodo), R_s (resistência série), R_{sh} (resistência paralela) e n (fator de idealidade do diodo (tipicamente entre 1 e 2)) são comuns a todos os modelos que fazem uso deste circuito equivalente. Equações adicionais descrevem como estes cinco parâmetros variam em função da irradiância e temperatura e são diferentes conforme o modelo (MERMOUD e LEJEUNE, 2010; DESOTO *et al.*, 2006). Estes parâmetros podem ser calibrados com base em parâmetros de catálogo ou ajuste empírico através de uma ou mais curvas características de tensão x corrente (I-V) dos módulos. Alguns modelos dispensam o circuito equivalente e se baseiam em estimativas diretamente em pontos de curvas I-V (KING *et al.*, 2004; SELLNER *et al.*, 2012).

A temperatura de operação das células (T_c) pode ser estimada com o cálculo simplificado (PINHO e GALDINO, 2014), com base no dado de catálogo NOCT (*Nominal Operating Cell Temperature*) do módulo, temperatura ambiente T_a (°C) e irradiância total (W/m^2), conforme mostra a equação (2.21). Outras abordagens mais elaboradas são foram utilizadas por KING *et al.* (2004) e PVSYST (2012) e adicionam parâmetros de entrada como velocidade do vento e tipo de montagem.

$$T_c = T_a + \frac{NOCT - 20}{800} G_{TOT} \quad (2.21)$$

As figuras a seguir apresentam as curvas características I-V e de potência x tensão (P-V) em função de temperatura e irradiância para um módulo de 250 W de silício policristalino de eficiência 15,3% (STC) e foram obtidas a partir do banco de dados e modelo de cálculo software PVsyst.

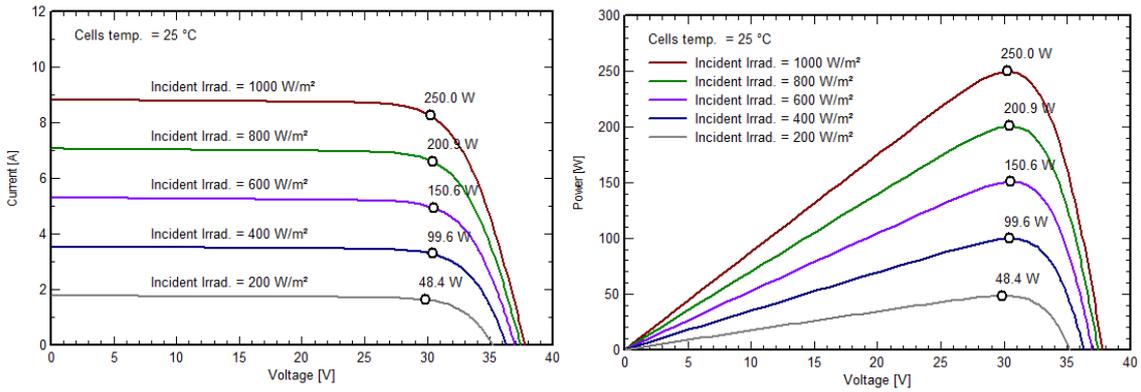


Figura 2.7 – Simulação das a) curvas I-V e b) P-V para diversos níveis de irradiância incidente em um módulo de 250 W_p

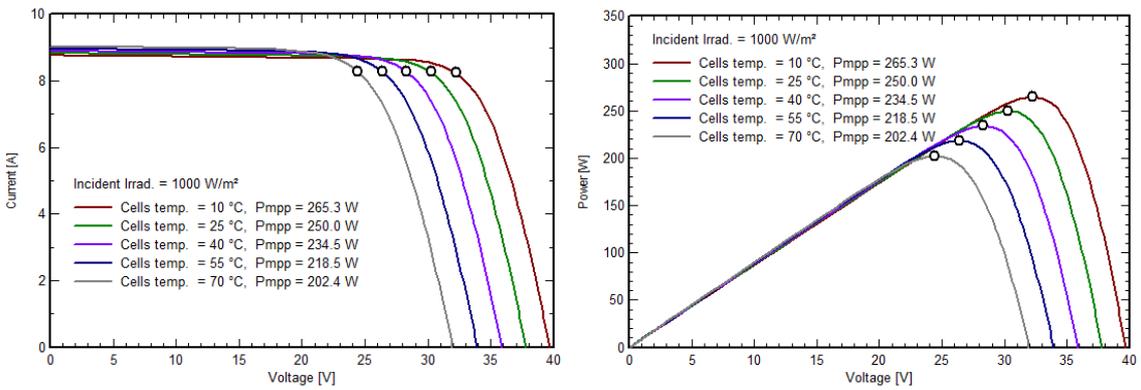


Figura 2.8 – Simulação das a) curvas I-V e b) P-V em função da temperatura de operação das células em um módulo de 250 W_p

Um modelo simplificado para cálculo da estimativa de potência de saída dos módulos que somente considera a dependência da eficiência com a temperatura é apresentado na equação (2.22).

$$P_{CC} = N_m P_{STC} \frac{G_{TOT}}{1.000} (1 + \gamma_m (T_c - 25)) \quad (2.22)$$

onde P_{STC} é a potência nominal do módulo (W_p), γ_m é o coeficiente de variação da potência máxima com a temperatura, disponível nas folhas de dados, que tipicamente tem um valor negativo no entorno de $-0,4 \text{ \%}/^\circ\text{C}$ e N_m é o número de módulos.

2.2.2 Modelos para inversores

Além da conversão de CC para CA, os inversores são responsáveis por regular a tensão no lado CC de modo a obter uma operação nos pontos de máxima potência (indicados nas figuras 2.7 e 2.8 por círculos) para cada condição de irradiância/temperatura. Esta funcionalidade é conhecida como MPPT (*Maximum Power Point Tracking*).

A eficiência de pico dos inversores modernos atinge patamares superiores a 95%, sendo que para os utilizados em geradores de maior porte são atingidos níveis no entorno de 98%. As perdas nos inversores ocorrem em função consumo interno, perdas ôhmicas e perdas de chaveamento. A figura 2.8 apresenta as curvas de eficiência de um inversor comercial, onde se verifica sua dependência para a tensão de entrada CC e potência de entrada.

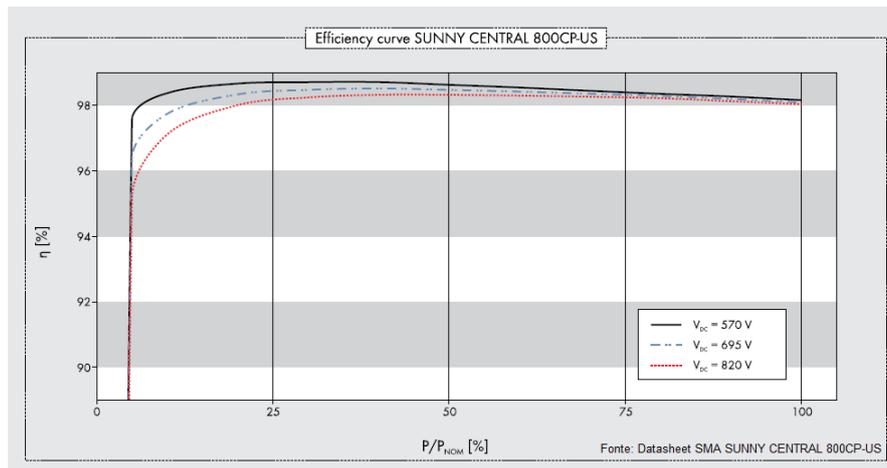


Figura 2.9 – Curva de eficiência de um inversor fotovoltaico de 800 kVA

A eficiência dos inversores pode ser modelada através de um valor constante ou de ajuste de equações empíricas com base em parâmetros de catálogo ou de ensaios de instituições independentes (PVSYST, 2015; KING *et al.*, 2007).

2.2.3 Modelos para a geração fotovoltaico

Um fluxograma que apresenta diversas etapas da modelagem da potência gerada por uma planta fotovoltaica, independentemente de seu porte, é mostrado na figura 2.10. Ferramentas populares (DOBOS, 2015; GILMAN, 2015; PVSYST, 2015) para o cálculo

da energia gerada serviram como base para a elaboração do fluxograma. Em geral esta sequência de cálculos é utilizada em uma simulação com escala de tempo horária.

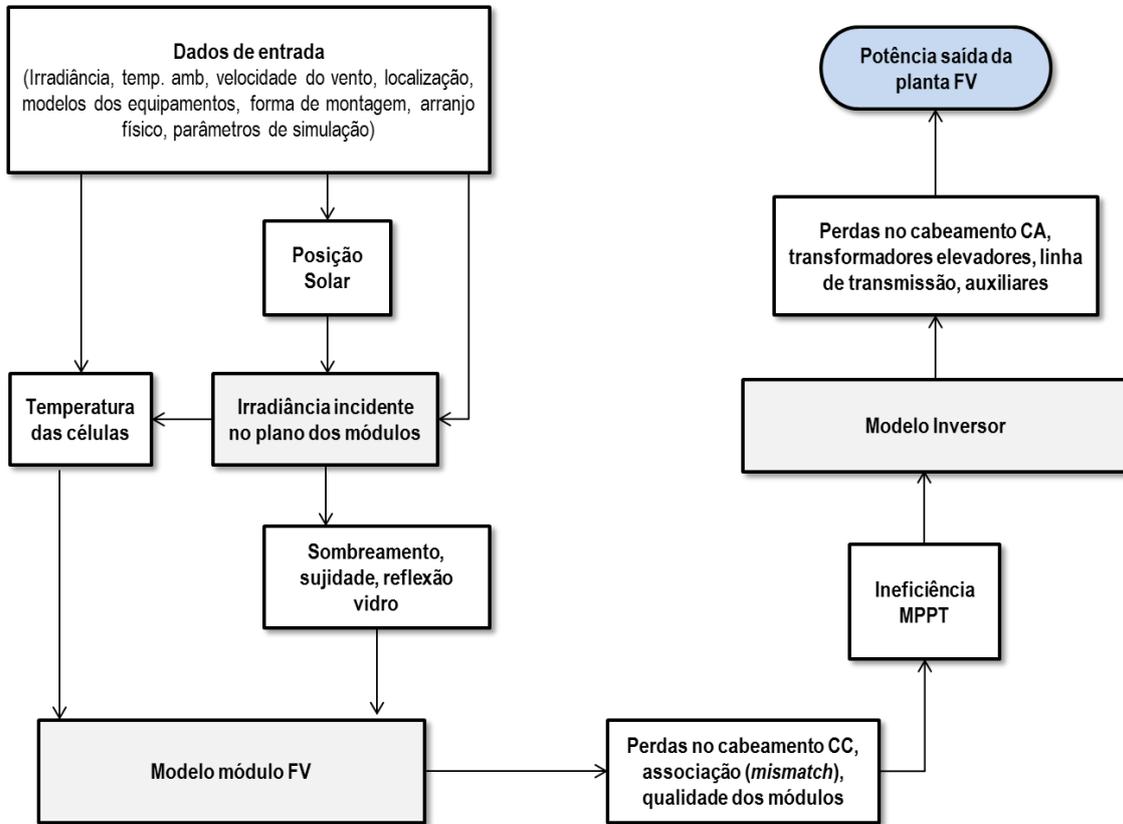


Figura 2.10 – Etapas de modelagem do desempenho de uma planta fotovoltaica

Em estudos de viabilidade de empreendimentos o objetivo é calcular a energia gerada com a menor incerteza possível. Para o caso de estudos elétricos em regime permanente que busquem avaliar a integração da geração FV modelos mais simples são tipicamente utilizados. A figura 2.11 apresenta um modelo (PARK *et al.*, 2009) que realiza a conversão direta da irradiância (G_{HOR}) em potência. O autor utilizou a função definida por partes apresentada na equação (2.23).

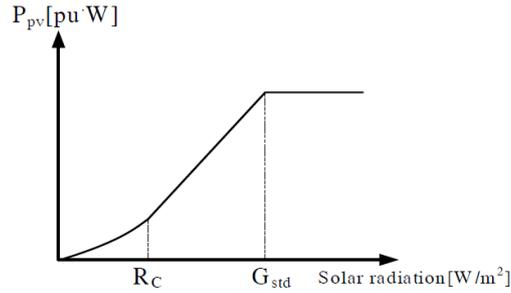


Figura 2.11 – Exemplo de modelo de conversão da irradiância em potência gerada (PARK et al., 2009)

$$P_{pv}(G) = \begin{cases} \frac{G^2}{G_{std}R_c} & \text{se } 0 \leq G \leq R_c \\ \frac{G}{G_{std}} & \text{se } R_c < G \leq G_{std} \\ 1 & \text{se } G > G_{std} \end{cases} \quad (2.23)$$

onde G é o valor da irradiância global, R_c é um ponto que separa a função e tem um valor típico de 150 W/m^2 e G_{std} é igual a irradiância nas condições padrão, 1.000 W/m^2 .

Outra alternativa é o uso das técnicas apresentadas na seção 2.1 para transposição da irradiância global para o plano inclinado e das equações (2.19) e (2.20) associadas à uma eficiência na conversão CC/AC, η_{inv} , descrita por um modelo polinomial, além de um fator multiplicativo adicional (*derating*) fixo para estimar as demais perdas. De fato, este tipo de abordagem é empregada no modelo PVWatts (DOBOS, 2015) que já foi utilizado em estudos para avaliação dos efeitos da integração de energia solar em larga escala (LEW et al., 2013; HUMMON et al., 2014).

2.2.4 Modelos para usina fotovoltaica

A geração fotovoltaica é, em essência, modular. A energia solar é convertida em eletricidade nos módulos que, por estarem espalhados no local de instalação, estão expostos a diferentes níveis de irradiância por conta da movimentação de nuvens. Esta diversidade do impacto das nuvens em uma planta FV provoca um efeito de redução da

variabilidade na potência gerada em relação a sua potência nominal. Diferentes abordagens foram propostas para simular esta suavização espacial (*spatial smoothing*) a partir da filtragem de medições pontuais da irradiância. LONGHETO *et al.* (1989) propôs o uso de um filtro do tipo média móvel em que a janela móvel é diretamente proporcional a raiz quadrada da área da planta e inversamente proporcional a velocidade média das nuvens. Com base em análise espectral de sinais de irradiância e potência de saída em alta resolução temporal (1 segundo) de várias plantas, MARCOS *et al.* (2011) propuseram o uso de um filtro passa-baixas de primeira ordem cuja frequência de corte (ganho = -3dB) é inversamente proporcional a raiz quadrada da área da planta. Por fim, LAVE *et al.* (2013) fizeram uso de transformada *Wavelet* para simular a suavização espacial tendo como parâmetros de entrada a área da planta, densidade espacial de módulos FV e velocidade média das nuvens.

A função de transferência do filtro proposto por MARCOS *et al.* é apresentado na equação a seguir. Os autores estudaram a aplicação do filtro tendo como sinal de entrada a irradiância total.

$$\frac{P_G(s)}{G_{TOT}(s)} = \frac{K}{\frac{\sqrt{S}}{2\pi 0,02} s + 1} \quad (2.24)$$

onde K é a razão entre a potência nominal da planta e a irradiância padrão de 1.000 W/m² e S é a área da planta em hectares (ha). A frequência de corte (f_c) para este filtro é igual a $0,02/\sqrt{S}$.

De acordo com LAVE *et al.* (2013), a função de transferência acima na forma típica para implementação em filtros digitais pode ser representada por:

$$\frac{P_G(z)}{G_{TOT}(z)} = \frac{\frac{K}{1+B} + \frac{K}{1+B} z^{-1}}{1 + \left(\frac{1-B}{1+B}\right) z^{-1}} \quad (2.25)$$

onde

$$B = \frac{2f\sqrt{S}}{2\pi 0,02}$$

e f é a frequência de amostragem do sinal de irradiância que é dado como entrada.

A aplicação prática do modelo acima consiste em realizar a filtragem da série temporal de irradiância total adotada como entrada e após isso calcular a potência gerada conforme discutido na seção 2.2.3. Alguns estudos fizeram uso desta metodologia (LEW *et al.*, 2013; HUMMON *et al.*, 2014) utilizando séries temporais com escala de um minuto, porém a filtragem foi aplicada sobre a irradiância global que posteriormente teve suas componentes separadas permitindo a transposição para o plano inclinado.

As medições de irradiância na escala temporal de um minuto, foco deste trabalho, normalmente consistem na amostragem do sinal em uma frequência maior, por exemplo, uma amostra a cada segundo ou 10 segundos, e posteriormente a integralização dos valores com base no cálculo da média no intervalo. Este procedimento causa um efeito de filtragem no sinal original, a semelhança do filtro proposto por MARCOS *et al.* e idêntico ao descrito por LONGHETO *et al.*

Supondo um sinal original de irradiância com período de amostragem (T) de 1 segundo, o procedimento equivale a aplicar um filtro do tipo média móvel com janela (M) de 60 amostras e na sequência reamostrar (decimação) o sinal com $T = 60$ segundos. A figura 2.12 apresenta a resposta em frequência do filtro com janela móvel $M = 60$ amostras e sobreposta a mesma análise para um filtro descrito pela equação (2.24) cuja frequência de corte (-3dB) é coincidente em $\sim 0,0074$ Hz (período de 2,25 minutos). Esta frequência foi calculada considerando uma planta com área de 7,3 ha e potência nominal de 2,9 MW_p (supondo densidade de 0,4 MW_p/ha).

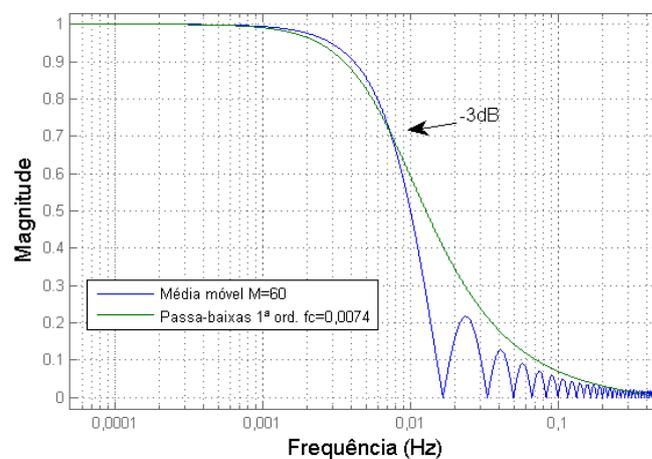


Figura 2.12 – Comparação da resposta em frequência de filtro média móvel com janela de 60 amostras e filtro passa-baixas com f_c de 0,0074Hz

A análise acima permite concluir que geradores FV com capacidade instalada de 2,9 MW_p ou menos produzirão os mesmos níveis de intermitência ao se aplicar simulação com base em séries temporais na escala de 1 minuto.

Capítulo 3

Metodologia

Este capítulo tem como objetivo descrever a metodologia proposta para a geração de séries temporais sintéticas de irradiância global e a conversão destas em séries da potência gerada em usinas fotovoltaicas com alta resolução temporal.

Diversos modelos, muitos dos quais já apresentados no capítulo 2, foram combinados a um modelo de simulação que tem como base um conjunto de cadeias de Markov calibradas empiricamente e específicas para cada um dos tipos previstos por um sistema automático de classificação de nuvem de abrangência nacional. Desta forma, é possível a geração de séries ajustadas para as condições meteorológicas de locais arbitrários do território brasileiro. A figura 3.1 apresenta em um fluxograma que resume a sequência proposta para a produção das séries.

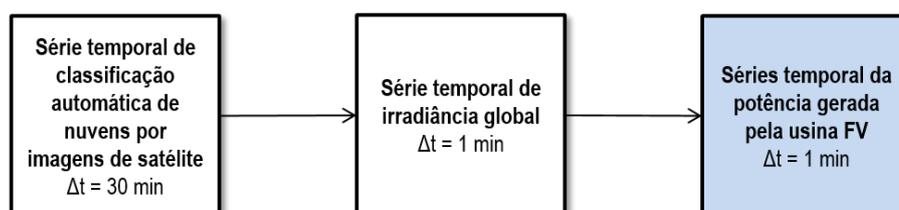


Figura 3.1 – Sequência de produção das séries de potência geradas em usinas FV

Nesta etapa do trabalho duas fontes de dados foram utilizadas. As séries de irradiância utilizadas pertencem à rede de coleta de dados do projeto SONDA (Sistema de Organização Nacional de Dados Ambientais), desenvolvido e coordenado pelo Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE). O projeto, que tem dentre seus objetivos a melhoria da base de dados de superfície para o levantamento dos recursos de energia solar e eólica no Brasil, disponibiliza dados das estações solarimétricas em mais de uma dezena

de localidades em seu website⁴. A tabela 3.1 apresenta informações dos conjuntos de dados utilizados na etapa de desenvolvimento e calibração do modelo. Foram selecionadas três estações dispersas pelo país e com diferentes tipos climáticos. Para cada estação foram utilizadas medições dos anos de 2012 e 2013, totalizando, portanto, seis conjuntos anuais de dados de medição de irradiância.

Tabela 3.1 – Conjuntos de dados solarimétricos utilizados no desenvolvimento da metodologia

Sigla	Localidade	Altitude	Tipo climático	Período
BRB	Brasília, DF	1023	Tropical de altitude	2012-2013
PTR	Petrolina, PE	387	Semi-árido	2012-2013
SMS	São Martinho da Serra, RS	489	Subtropical	2012-2013

Os dados de classificação de nuvem utilizados foram produzidos pelo Centro de Previsão do Tempo e Estudos Climáticos do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (CPTEC/INPE). Ao longo do dia, imagens de satélite são processadas continuamente por um algoritmo classificador que tem como objetivo determinar o tipo de nuvem e os resultados da análise são disponibilizados imediatamente na internet na forma de mapas⁵. Em função do período dos dados de irradiância, neste trabalho foram utilizadas as imagens processadas para os anos de 2012 e 2013.

O texto a seguir abrange a descrição do modelo de céu claro adotado, os resultados do estudo das correlações existentes entre a classificação da nuvem e a intensidade e variabilidade da irradiância, a especificação das cadeias de Markov selecionadas para a simulação de séries temporais, o processo de calibração e utilização do modelo de geração de séries de irradiância e por fim o método adotado para conversão das séries de irradiância em séries da potência gerada por usinas FV.

3.1 Modelo de céu claro

Como foi visto na seção 2.1.3, o uso do índice de céu claro tem como objetivo isolar o efeito estocástico das nuvens das séries de irradiância. As componentes da variação na

⁴ Os dados medição de irradiância da rede SONDA do INPE podem ser obtidos no endereço <<http://sonda.ccst.inpe.br/>>. Acesso em dezembro de 2014.

⁵ Os mapas de classificação de nuvens, bem como demais produtos oferecidos pelo CPTEC/INPE, podem ser obtidos em seu *website*. Endereço: <<http://www.cptec.inpe.br/>>. Acesso em dezembro de 2014.

irradiância decorrentes do movimento aparente do sol, que podem ser calculada com precisão, e as decorrentes da variação intradiária da turbidez da atmosfera, com dinâmica muito mais lenta, foram consideradas determinísticas.

Para os 6 conjuntos de dados de irradiância global da tabela 3.1 foi utilizada uma adaptação do modelo Haurwitz de céu claro, com base em uma calibração empírica da equação proposta em base diária. Assim, foi introduzido um fator de ajuste $c_{aj}(d)$ na equação (2.16), na forma de uma constante multiplicativa que assume um valor diferente para cada dia (d), determinado com base na inspeção visual das séries. A equação utilizada passa a ser:

$$G_{HOR/c\acute{e}u\ claro}(t) = c_{aj}(d)1.098 \cos(\theta_z(t))e^{\frac{-0.057}{\cos \theta_z(t)}} \quad (3.1)$$

A figura 3.2 apresenta dois exemplos que demonstram a aplicação do fator de ajuste. A figura 3.3 mostra um exemplo do uso da curva de irradiância global de céu claro para cálculo dos índices de céu claro na escala temporal de 1 minuto. Este tipo de calibração, que utiliza trechos das séries observadas para ajustar parâmetros de algum modelo de céu claro, já foi empregado em outros trabalhos (HUMMON *et al.*, 2012; RENO *et al.*, 2012), porém de forma automatizada. Neste trabalho o volume de dados analisados foi pequeno e por isso adotou-se o procedimento manual.

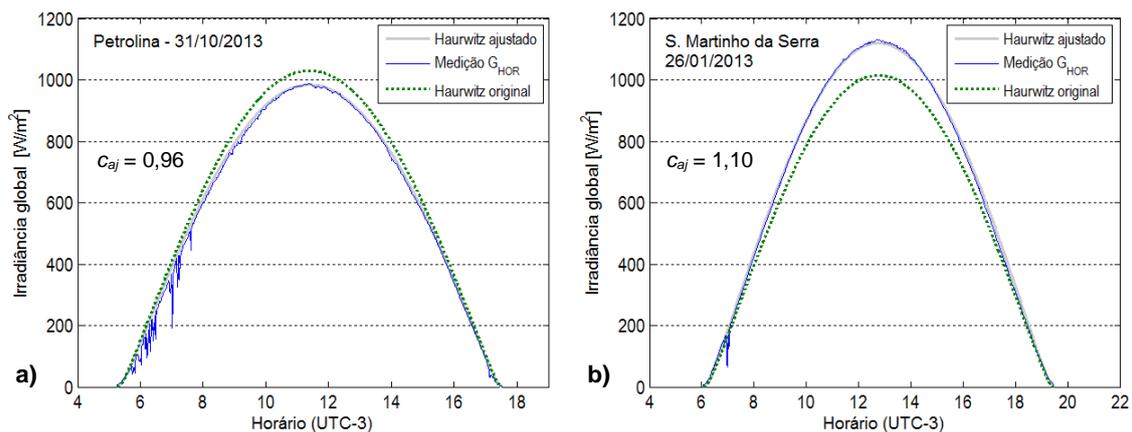


Figura 3.2 – Aplicação dos fatores empíricos de ajuste ao modelo de céu claro de Haurwitz para Petrolina (a) e S. Martinho da Serra (b)

Fonte: Medições SONDA/INPE

As médias mensais dos valores diários de c_{aj} levantados para cada conjunto de dados são apresentadas na figura 3.4. É possível observar que o modelo de Haurwitz, por conta de sua simplicidade, ignora a variação sazonal da turbidez atmosférica, em que menores níveis de irradiância de céu claro são verificados nos meses mais secos, notadamente entre abril a setembro. O valor médio anual do fator de ajuste foi de 1,01 para BRB/2012, 1,03 para BRB/2013, 0,95 para PTR/2012 e PTR/2013, 1,05 para SMS/2012 e 1,06 para SMS/2013.

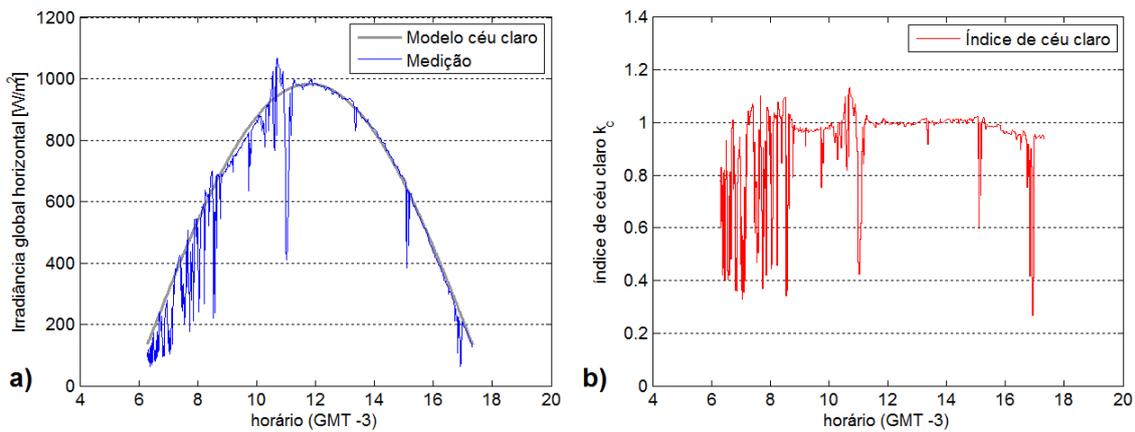


Figura 3.3 – Medição do dia 11/01/2013 em Petrolina: a) irradiância global medida e do modelo de céu claro e b) índice de céu claro

Fonte: Medições SONDA/INPE

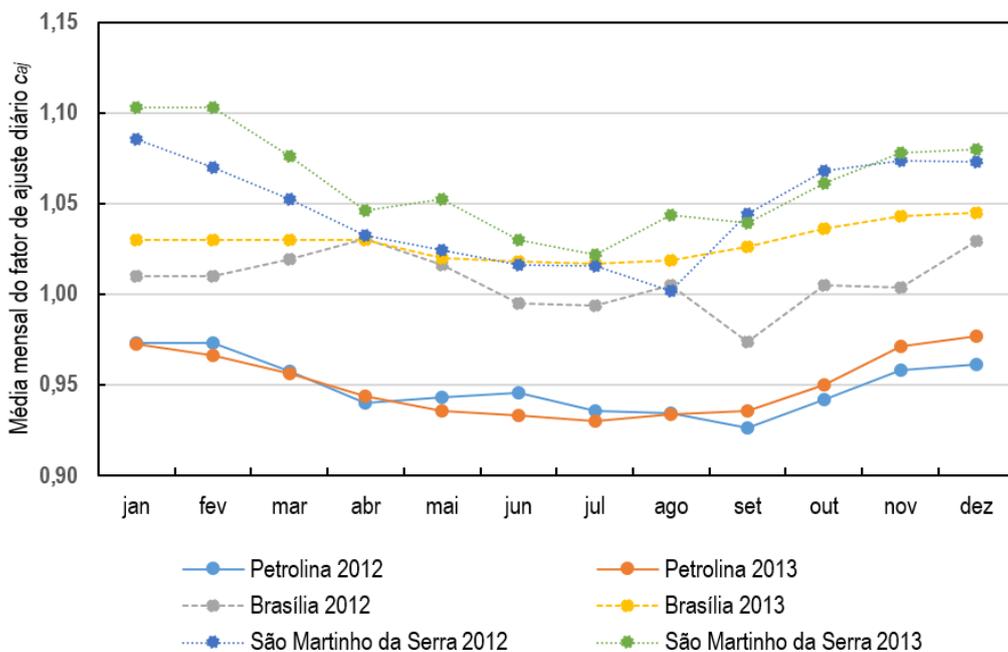


Figura 3.4 – Médias mensais dos fatores diários de ajuste para o modelo de céu claro

3.2 Classificação de nuvens

RENO e STEIN (2013) realizaram um estudo com o objetivo de investigar as correlações existentes entre intensidade e nível de variabilidade da irradiância e os tipos de nuvem presentes em determinado intervalo de tempo. Os dados de classificação de nuvem utilizados foram fornecidos pelo NOAA (*National Oceanic and Atmospheric Administration*) e são provenientes de algoritmos que realizam a classificação de forma automática a partir de imagens de satélite. Os mapas horários classificavam cada *pixel*, de resolução espacial de $0,125^\circ \times 0,125^\circ$ (aproximadamente 10 km x 10 km), em uma de sete classes de nuvem (ou ausência). Dados de medição de irradiância de duas estações solarimétricas na escala temporal de 1 minuto foram selecionados para estudo. Os autores realizaram as análises em retalhos de 4×4 *pixels* no entorno destas estações, pareando cada imagem de classificação com 60 minutos de medição de irradiância global e respectivos índices de céu claro. Foram identificadas correlações entre o tipo de nuvem e a média, distribuição de frequência, variabilidade e distribuição de rampas da irradiância. Os autores sugerem como possível aplicação a geração de séries sintéticas para determinação dos níveis de variabilidade de uma determinada localidade e período.

No Brasil, o CPTEC/INPE disponibiliza publicamente um produto semelhante. Imagens dos satélites meteorológicos da série GOES (*Geostationary Operational Environmental Satellite*), controlados pelo NOAA, são processadas automaticamente ao longo dia para determinação da classe da cobertura de nuvens na América do Sul. Atualmente são utilizadas as imagens do satélite GOES-13, que apresentam resolução temporal de 30 minutos e espacial de $0,04^\circ$, mediante projeção em uma grade regular na latitude e longitude, o que resulta em *pixels* de aproximadamente 4 km x 4 km no ponto sob a localização do satélite (75°O). As imagens processadas englobam as latitudes de 50°S a 20°N e longitudes de 100°O a 28°O , resultando em imagens de 1800×1800 *pixels*.

O algoritmo de classificação implementado operacionalmente pelo CPTEC/INPE é baseado no trabalho descrito em BOTTINO e CEBALLOS (2000). Imagens dos canais 1 (visível – 0,55 a 0,75 μm) e 4 (infravermelho – 10,2 a 11,2 μm) provenientes do imageador a bordo dos satélites são utilizadas para classificar cada *pixel* da imagem com base em 4 variáveis: refletância no canal 1, textura (variância em um retalho 3×3) no canal 1, temperatura de brilho no canal 4, textura no canal 4. A classificação ocorre com base na mínima distância euclidiana de um grupo de 30 centróides, previamente definidos

com base em um algoritmo de agrupamento dinâmico (*clustering*). No produto final, ainda é feita a redução para 12 classes de nuvens em quatro grupos principais (cúmulos, estratos, cirros e multicamadas) mais a condição de ausência de nuvens, portanto, um total de 13 classes de interesse. A figura 3.5 apresenta um exemplo de imagens dos canais visível (a) e infravermelho (b) e o resultado final da classificação (c).

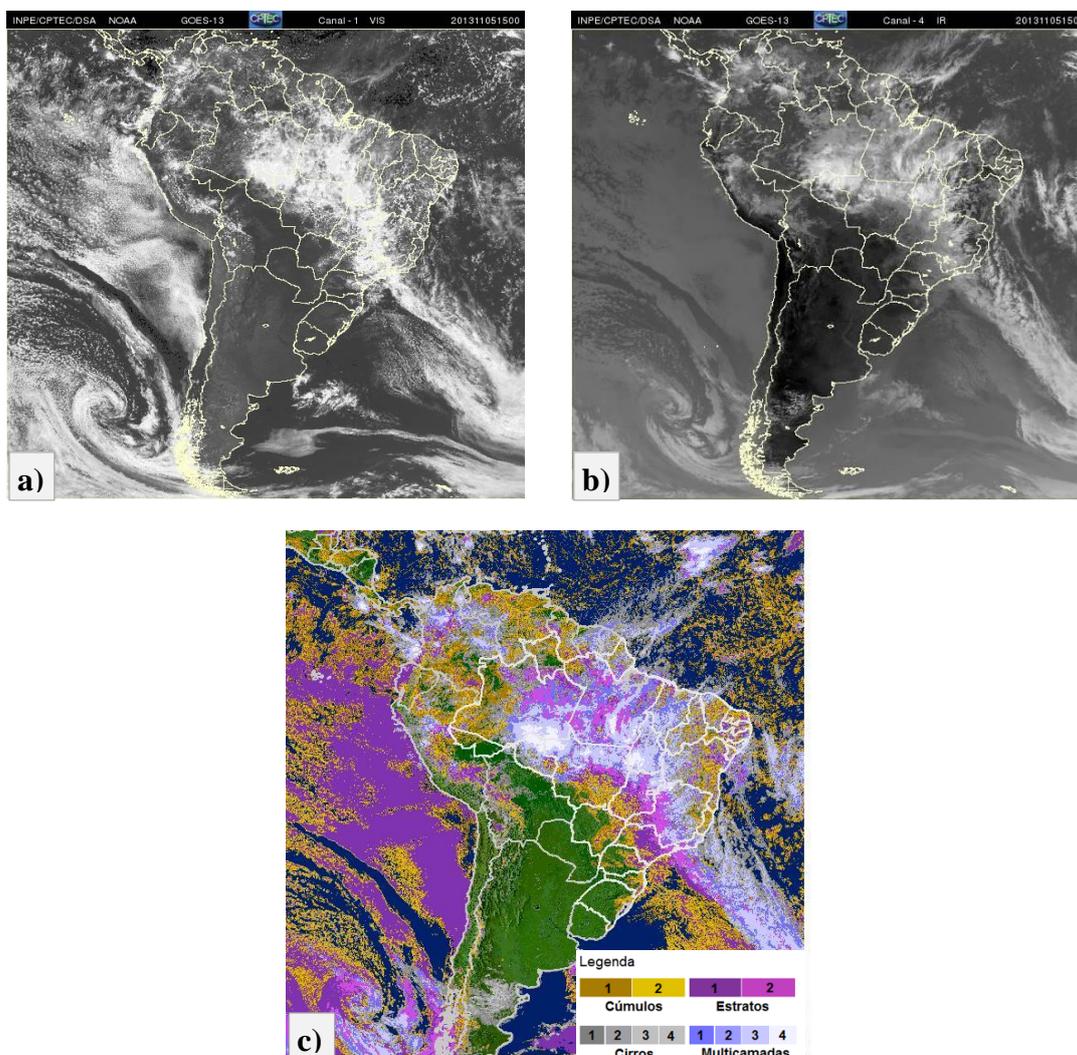


Figura 3.5 – Imagens de satélite dos canais visível (a) e infravermelho (b) e resultado final da classificação de nuvens (c) para 05/11/2013-12:00 (UTC-3)

Fonte: CPTEC/INPE

3.2.1 Análise da correlação entre irradiância e classe de nuvem

Uma análise semelhante à realizada por RENO e STEIN (2013) foi conduzida com o objetivo de investigar se os resultados encontrados pelos autores se repetem ao se utilizar as imagens do sistema de classificação de nuvens do CPTEC/INPE.

As imagens de satélite podem ser consideradas pontuais na dimensão tempo ao passo que na dimensão espacial refletem a média de uma região (neste trabalho aprox. 16 km²). As análises costumam ser realizadas com base em um retalho no entorno do *pixel* de interesse, tendo sido utilizados retalhos de 40 km x 40 km (RENO e STEIN, 2013) ou de 60 km x 70 km (HUMMON *et al.*, 2012) para avaliação da variabilidade em intervalos horários. Neste trabalho foram utilizadas imagens classificadas com intervalo de tempo de 30 minutos, assim também optou-se pelo uso de um retalho, de formato quadrado de tamanho 3 x 3 *pixels* (~12 km x 12 km) em vez de considerar apenas o *pixel* mais próximo da localidade de interesse.

Inicialmente buscou-se definir um conceito de classe de nuvem predominante. As 13 classes de nuvens foram agrupadas em 7 grupos: céu claro, cúmulos 1 e 2, cúmulos 1 e 2, estratos 1 e 2, cirros 1 e 2, cirros 3 e 4, multicamadas 1 e 2 e multicamadas 3 e 4. Caso a frequência de *pixels* do grupo céu claro no retalho fosse superior a 5, a classe predominante seria céu claro. Caso a frequência do grupo céu claro fosse igual a 5 e a frequência do grupo cúmulos 1 e 2 fosse igual a 4, a classe predominante seria escolhida entre a mais frequente dentro deste último grupo, sendo que em caso de empate um sorteio com igual probabilidade seria realizado. Para os demais casos com frequência do grupo céu claro igual a 5, a classe predominante seria céu claro. Por fim, nos casos com frequência do grupo céu claro igual ou inferior a 4, o grupo mais frequente seria escolhido e a classe predominante selecionada entre a mais frequente dentro do grupo com sorteio em caso de empate. Deste modo, o número de classes de nuvem predominante possíveis foi mantido em 13. A figura 3.6 mostra um exemplo do procedimento de classificação do retalho em que o resultado foi a classe predominante cúmulos 2. O uso de sorteio introduz alguma aleatoriedade no processo de classificação porém o elevado número de imagens processadas em cada ano reduz o impacto em relação a variabilidade dos resultados.

Os arquivos de imagem classificada disponíveis para 2012 e 2013 foram inspecionados visualmente para detecção de defeitos. Além disso, como as imagens de 2012 e de parte de 2013 tem frequência de 15 minutos em função do satélite operacional naqueles períodos (GOES-12), parte das imagens foi descartada com o objetivo de uniformizar o intervalo para 30 minutos em todo o período. Após este processo, restaram aproximadamente 10.800 imagens para o ano de 2012 e 10.580 imagens para o ano de 2013. Cada retalho dos conjuntos de dados da tabela 3.1, e respectiva classe de nuvem predominante, foi pareado com o trecho de 30 minutos da série de índice de céu claro na

escala temporal de 1 minuto, $k_c/1\text{-min}$, centrado no carimbo de tempo da imagem classificada. Pares com problemas no retalho (*pixel* preto, p. exemplo) ou nos dados de medição foram excluídos da análise. Além disso, aplicou-se um filtro para exclusão de pares em que a altitude solar do carimbo do retalho fosse inferior a 10° . Os dados de 2012 e 2013 de cada localidade foram agrupados.

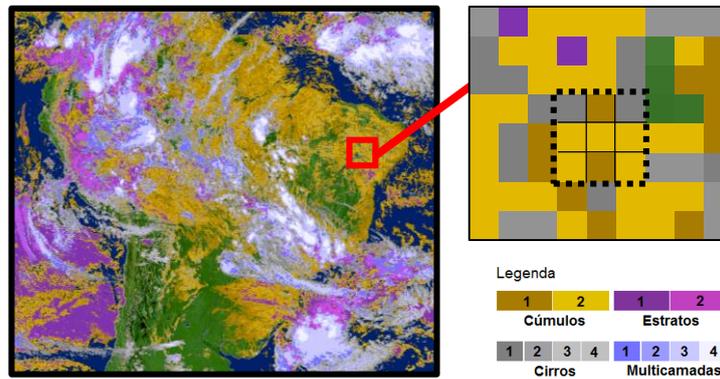


Figura 3.6 – Imagem classificada e detalhe do retalho em 02/12/2013-13:00 (UTC-3) para Petrolina
 Fonte: CPTEC/INPE

A figura 3.7 apresenta um histograma de frequência das classes de nuvem predominante para as três localidades estudadas neste capítulo. Foram considerados apenas os pares que restaram após a passagem dos filtros mencionados acima. É possível observar que as três localidades apresentam perfis distintos de nebulosidade. Petrolina apresenta a maior frequência de nuvens cúmulos, que por serem um tipo de nuvem quebrada provocam os maiores níveis de intermitência na irradiância. No outro extremo, S. Martinho da Serra tem os maiores níveis de frequência da classe céu claro e os menores das classes de cúmulos, o que gera expectativa de que seja a localidade com os menores níveis de intermitência.

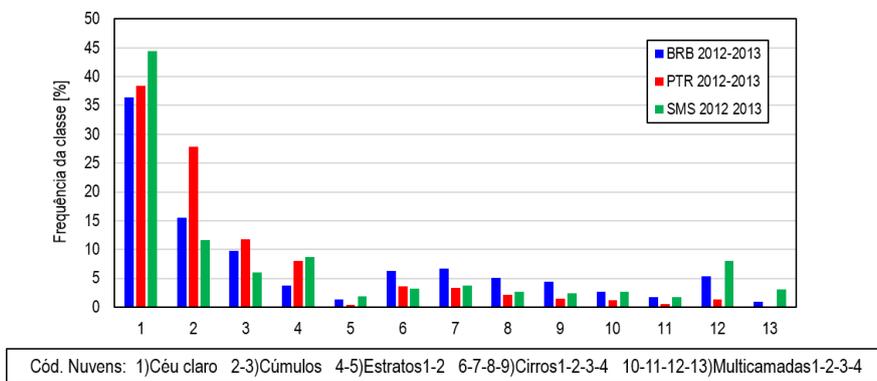


Figura 3.7 – Frequência das classes de nuvens predominantes para as três localidade estudadas

A seguir são apresentados diagramas de caixa (*boxplot*) que mostram algumas estatísticas dos valores médios de k_c nos trechos de 30 minutos de cada classe de nuvem predominante para as 3 localidades estudadas. O código de nuvem adotado daqui em diante, de 1 a 13, foi apresentado na legenda da figura 3.7 e não será repetido nos gráficos que seguem. Apesar da significativa dispersão dos valores, é possível visualizar através destes gráficos como o nível de radiação solar transmitida pela atmosfera é dependente da classe de nuvem. As 13 classes apresentaram padrões bem distintos e consistentes entre as diferentes localidades, o que confirma a boa calibração apresentada pelo algoritmo do CPTEC/INPE.

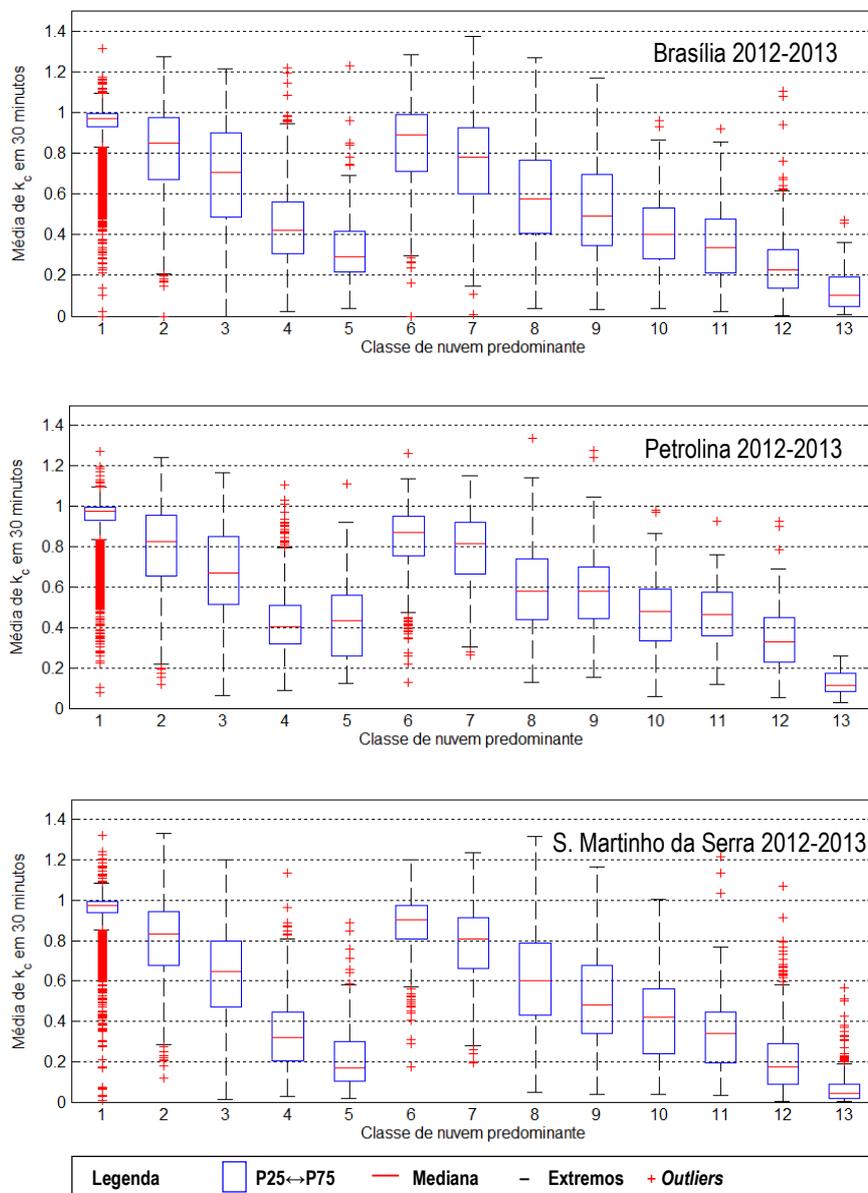


Figura 3.8 – Estatísticas dos valores médios de k_c nos trechos de 30 minutos para as três localidades estudadas

Na figura 3.9 são apresentadas o mesmo conjunto de informações porém para uma métrica relacionada à variabilidade da irradiância nos trechos de 30 minutos, o desvio padrão de k_c . Mais um vez é possível observar que há boa consistência entre os resultados para as diferentes localidades.

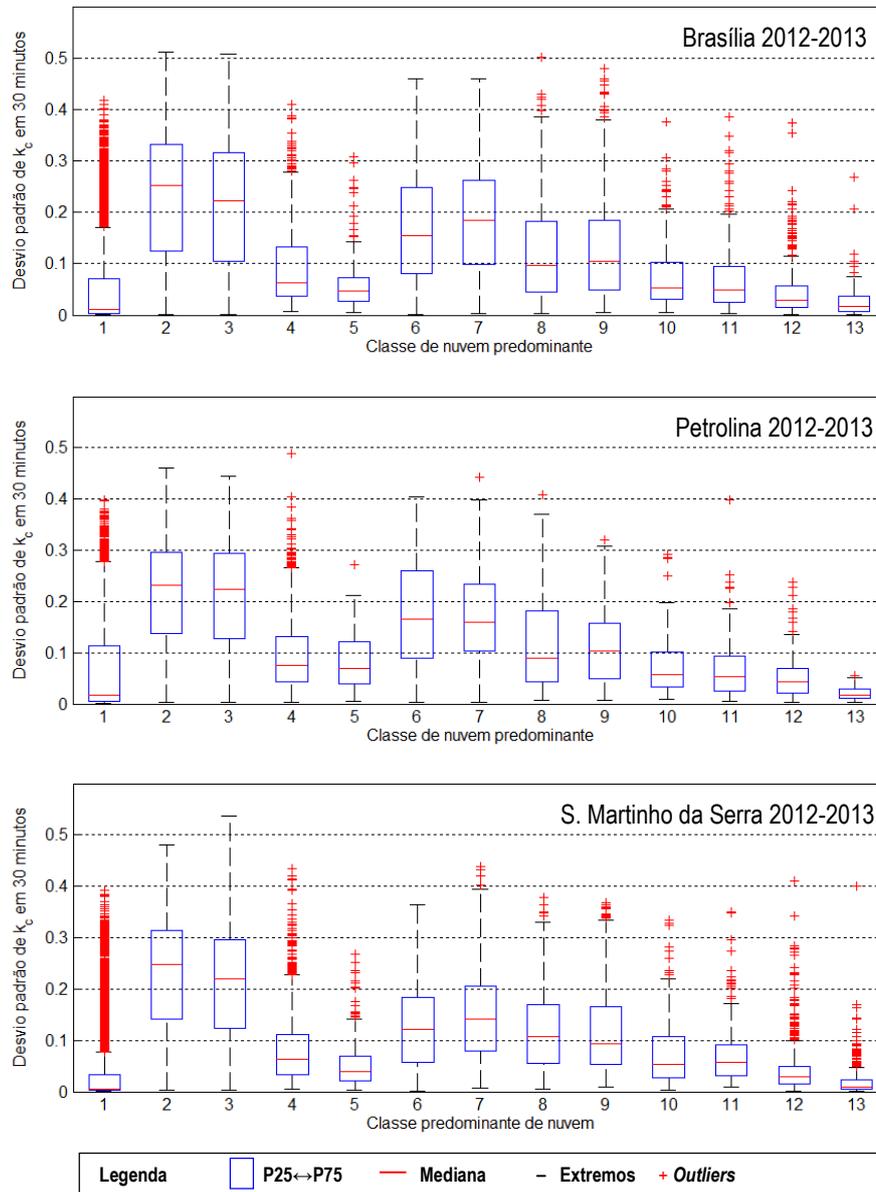


Figura 3.9 – Estatísticas do desvio padrão de k_c nos trechos de 30 minutos para as três localidades estudadas

A exemplo da análise realizada por RENO e STEIN, foram também levantadas as distribuições de frequência dos índices de céu claro para cada classe. As figuras 3.10 a 3.12 mostram a distribuição de frequência para as três localidades. Houve boa concordância entre o formato das distribuições de cada classe de nuvem entre as 3

localidades. As classes de nuvens cúmulos (cód. 2 e 3) apresentaram distribuições com forte bimodalidade, sugerindo a alternância frequente entre dois patamares de irradiância, o que é compatível com períodos de forte intermitência. Outro ponto de destaque foi a capacidade de separação trechos com características diferentes porem com o mesmo valor médio. É o que ocorre, por exemplo, com as classes cúmulos 1 (cód. 2) e cirros 2 (cód. 7), onde se verifica na figura 3.7 muita semelhança estatística entre a distribuição de valores das médias de $k_{c/1-min}$ nos trechos de 30 minutos, algo que não ocorre em relação a distribuição de frequência apresentada nas figuras abaixo.

É possível observar para todas as classes tipo cúmulos e cirros a ocorrência de eventos frequentes com índice de céu claro acima de 1. Estes eventos são decorrentes processos de concentração atmosférica da radiação solar (SUEHRCKE e MCCORMICK, 1988) causada principalmente por fenômenos de reflexão em nuvens transitando nas proximidades do disco solar. Este fenômeno é conhecido como efeito lente (*cloud enhancement*) e a irradiância adicional é recebida na forma difusa.

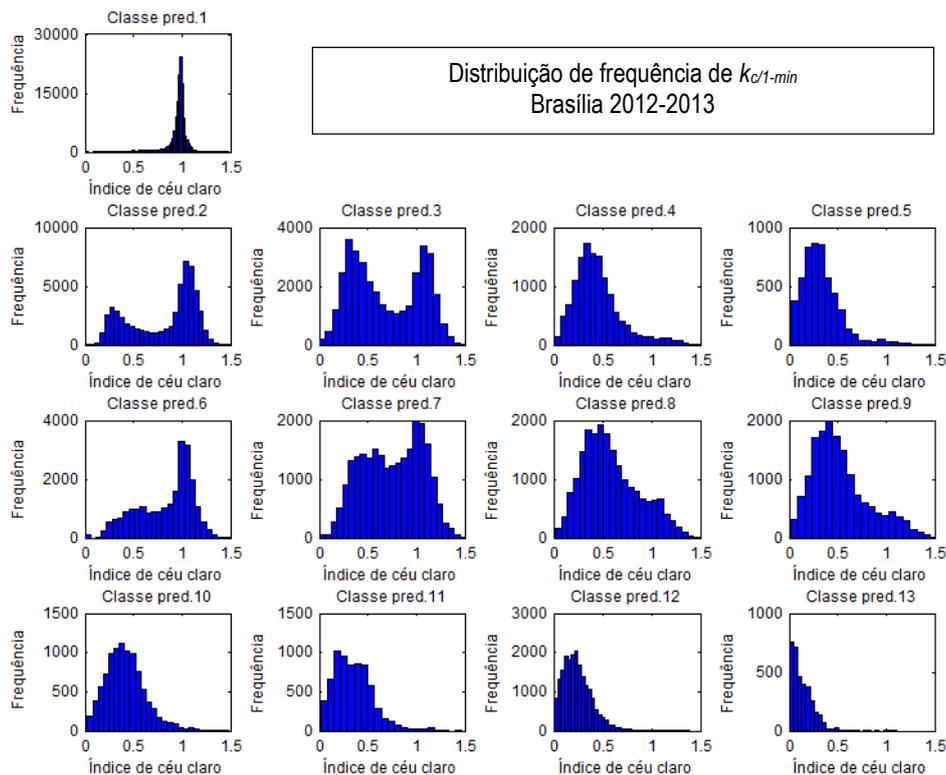


Figura 3.10 – Distribuição de frequência de $k_{c/1-min}$ em função da classe de nuvem para Brasília

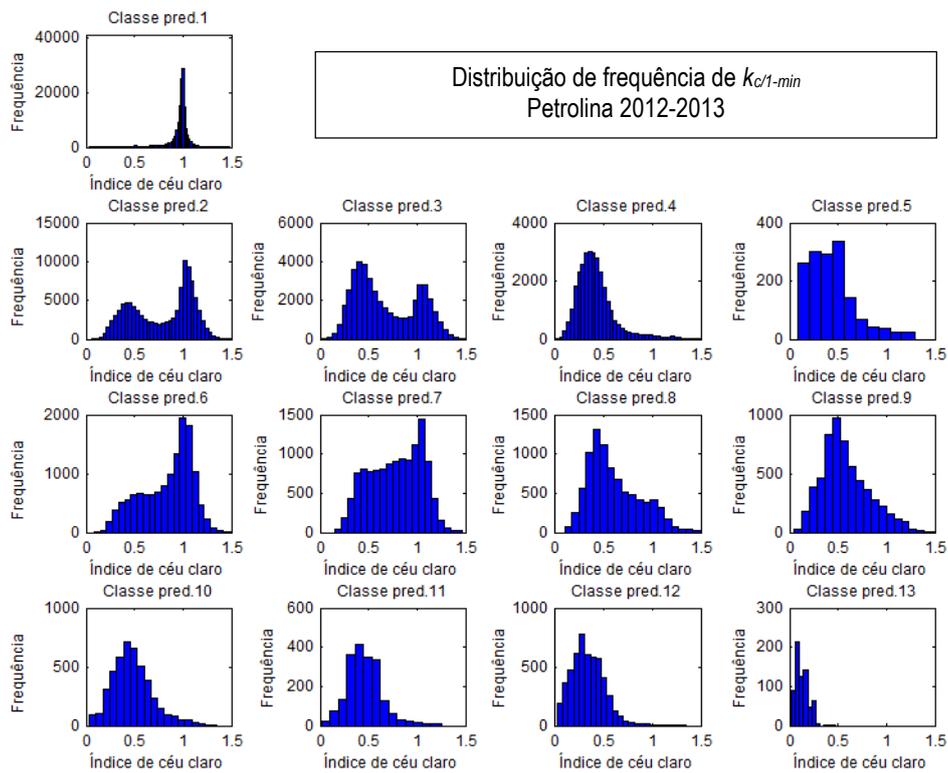


Figura 3.11 – Distribuição de frequência de $k_{c/1-min}$ em função da classe de nuvem para Petrolina

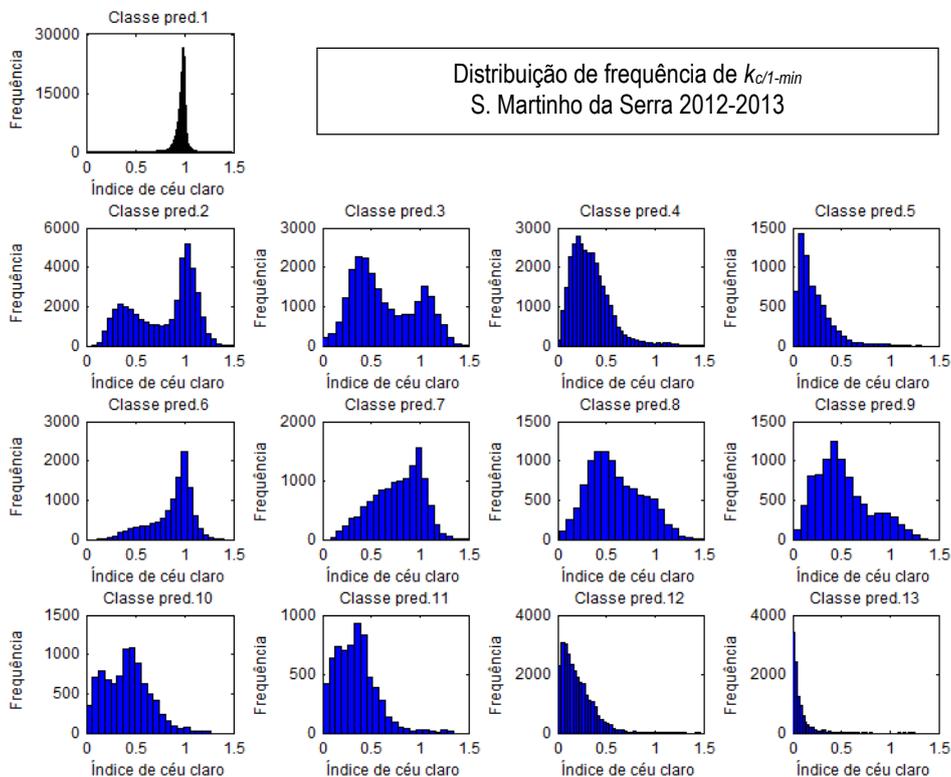


Figura 3.12 – Distribuição de frequência de $k_{c/1-min}$ em função da classe de nuvem para S. Martinho da Serra

Por fim, serão analisados os perfis de taxas de rampa associados a cada classe de nuvem. Na figura 3.13 são apresentadas as funções de distribuição acumulada (FDA) empíricas para as taxas de rampa em 1 minuto, $|k_{c/1-min}(t) - k_{c/1-min}(t-1)|$, agrupadas por classe e para cada localidade. Os resultados obtidos permitem visualizar quais classes de nuvens provocam maiores flutuações na irradiância bem como quantificar a frequência de ocorrência de tais eventos. No caso da classe cúmulos 1, por exemplo, nas três localidades se verificou que 5% das rampas tem taxa acima de 0,5 [l]/min. Embora seja possível observar algumas diferenças entre as FDA de uma mesma classe nas diferentes localidades, é notável que há um padrão de intermitência associado a cada classe de nuvem.

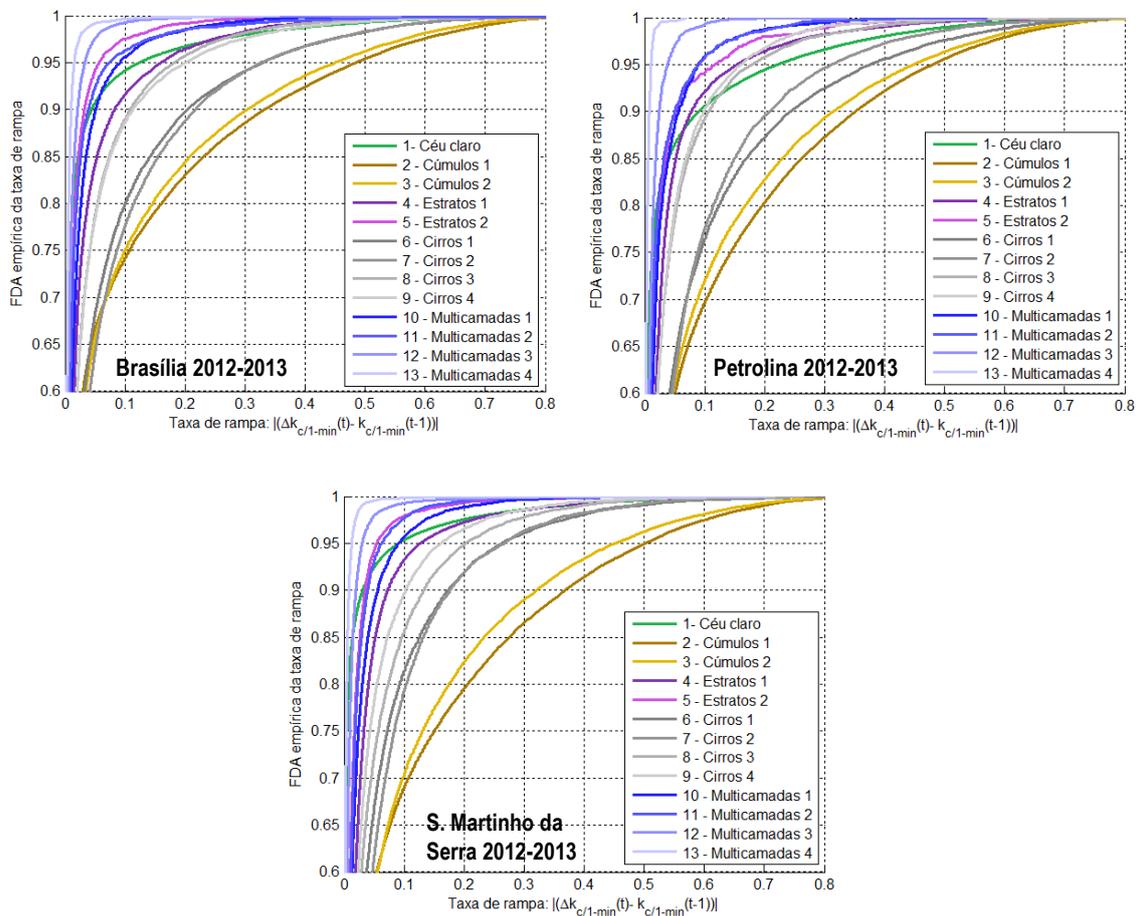


Figura 3.13 – Funções de distribuição acumulada empíricas para $|\Delta k_{c/1-min}|$ em função da classe de nuvem predominante

Os resultados apresentados nesta seção confirmam o potencial de uso dos mapas de classificação de nuvem do CPTEC/INPE para modelagem da intensidade e variabilidade da irradiância. Em relação ao trabalho realizado por RENO e STEIN, os resultados aqui

apresentados sugerem que a classificação das nuvens em um número maior de tipos, 7 naquele trabalho e 13 neste, apresenta desempenho superior. Os padrões de bimodalidade e alta intermitência detectados para algumas classes de nuvens não foram apresentados por nenhuma das classes utilizadas naquele trabalho.

3.3 Simulação de Monte Carlo via Cadeias de Markov

A geração de séries temporais sintéticas tem sido realizada através de duas metodologias básicas (PAPAEFTHYMIU e KLOCKL, 2008). A primeira é baseada nas técnicas clássicas de análise e síntese de séries com uso de modelos autoregressivos e de médias móveis (ARMA). Modelos deste tipo apresentam um conjunto reduzido de parâmetros e são capazes de reproduzir de forma controlada as características de correlação serial das séries observadas. No caso específico da geração de séries de radiação solar, o modelo de AGUIAR e COLLARES-PEREIRA (1992), específico para escala de tempo horária mas que depois foi estendido para escala de minuto (METEONORM, 2014) é o exemplo mais popular de trabalho baseado neste tipo de técnica.

A outra metodologia usada com frequência, conforme levantamento apresentado na seção 1.2, e que foi adotada neste trabalho, é a baseada em simulação de Monte Carlo via cadeias de Markov (MCMC). Este tipo de abordagem possibilita que de uma forma simples sejam reproduzidas tanto as distribuições de frequência quanto as características sequenciais das séries observadas (PAPAEFTHYMIU e KLOCKL, 2008).

A cadeia de Markov é um caso especial de processo estocástico em que o espaço de estados S ($1, 2, 3... m$) é discreto e que é a apresentada a propriedade markoviana. Uma sequência ordenada de variáveis aleatórias X_t ($t=1, 2, 3,...$) é dita uma cadeia de Markov de primeira ordem homogênea se a transição de um estado i para o estado j no tempo t depende apenas do estado no tempo $t-1$ e tem uma probabilidade de ocorrência P_{ij} constante ao longo do processo:

$$P_{ij} = P(X_t = j | X_{t-1} = i, X_{t-2} = x_{t-2}, \dots, X_1 = x_1) = P(X_t = j | X_{t-1} = i) \quad (3.1)$$

No caso da geração de séries sintéticas além de um espaço de estados discreto o parâmetro de tempo normalmente também é discreto sendo que as probabilidades condicionais P_{ij}

podem estar definidas para um parâmetro com intervalo uniforme Δt , assumindo assim a forma mais tradicional de uma série temporal.

As probabilidades P_{ij} permitem montar a matriz de transição de probabilidade \mathbf{P} de dimensão $m \times m$, conhecida como matriz de transição de Markov (MTM):

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \cdots & P_{1m} \\ P_{21} & P_{22} & \cdots & P_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{m1} & P_{m2} & \cdots & P_{mm} \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

A matriz acima apresenta apenas elementos com valor entre 0 e 1 e o somatório de cada linha é igual a 1 pois cada linha representa o estado atual e as colunas representam todos os estados possíveis no próximo passo.

Cadeias de Markov de ordens superiores a 1 são possíveis caso as probabilidades de transições não dependam apenas do estado anterior mas de r estados anteriores, referentes aos instantes de tempo $t-1, t-2, \dots, t-r$. Por exemplo, para o caso de uma cadeia de 2ª ordem, a probabilidade de transição para que se tenha o estado k em t dado que estava no estado j em $t-1$ e i em $t-2$, P_{ijk} , é dada por:

$$P_{ijk} = P(X_t = k | X_{t-1} = j, X_{t-2} = i, \dots, X_1 = x_1) = \dots \quad (3.3)$$

$$P(X_t = k | X_{t-1} = j, X_{t-2} = i)$$

A MTM referente a uma cadeia de 1ª ordem tem m^2 elementos P_{ij} , dos quais $m(m-1)$ precisam ser estimados empiricamente através de dados históricos do processo. Para um processo de ordem r o número de parâmetros a serem estimados sobe a $m^r(m-1)$, o que se configura uma das desvantagens da técnica MCMC. O uso de ordens maiores com o objetivo de melhor representar as características sequenciais das séries se torna mais difícil em função do elevado número de parâmetros a serem estimados.

Os parâmetros P_{ij} do modelo de 1ª ordem podem ser estimados a partir dos estimador de máxima verossimilhança:

$$P_{ij} = \frac{n_{ij}}{\sum_{j=1}^m n_{ij}} \quad (3.4)$$

onde n_{ij} é o número de transições do estado i para o j no intervalo de tempo Δ_t encontrados nos dados históricos.

Na análise clássica de séries temporais a seleção da ordem dos modelos normalmente é realizado com o uso da função de autocorrelação parcial amostral, a FAPA (BOX *et al.*, 1994). Esta função fornece uma medida da correlação entre X_t e uma versão da mesma defasada no tempo de r , X_{t-r} , quando o efeito das outras defasagens $1, 2, \dots, r-1$ é desconsiderado. Assim, é possível ter uma estimativa do grau de dependência de X_t com o valor observado para X_{t-r} . Dado que o objetivo neste trabalho é a modelagem da variabilidade solar a partir do conhecimento do tipo de nuvem presente, a escolha natural para a variável aleatória a ser sintetizada recai sobre o índice de céu claro, k_c .

A figura 3.14 apresenta um gráfico já utilizado por outros autores (AGUIAR e COLLARES-PEREIRA, 1992; NGOKO *et al.*, 2013) para realizar a seleção da ordem dos modelos com uso da FAPA. Os valores médios das estimativas das autocorrelações parciais para atrasos entre um e três (atrasos maiores não se mostraram significativos) foram calculados para o caso de trechos diurnos de $k_{c/1-min}$ do conjunto de dados Brasília/2013 (apenas instantes $\alpha_s > 10^\circ$).

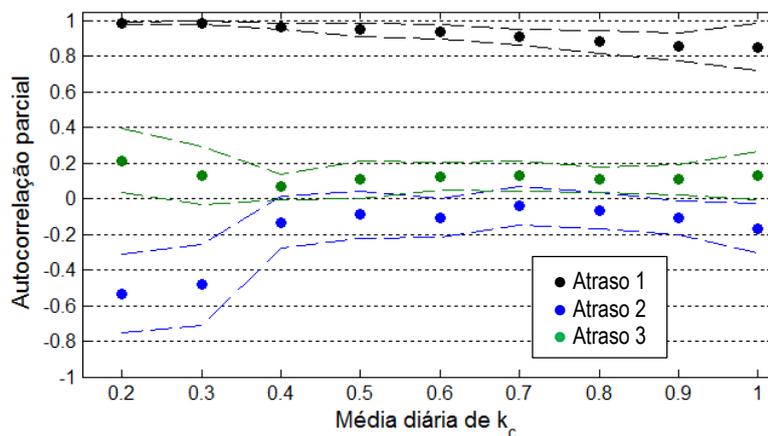


Figura 3.14 – Valores médios das autocorrelações parciais em função do valor médio diário de k_c e desvios médios quadráticos (RMS) para o conjunto de dados Brasília/2013

É possível verificar que as séries de $k_{c/1-min}$ apresentaram significativa dependência do valor de 1 intervalo de tempo atrás, cujo valor médio de autocorrelação parcial foi de 0,89. No caso de atraso 2, com média de -0,12, e atraso 3, com média de 0,12, a dependência foi mais significativa apenas em dias nublados, mais pronunciadamente no

atraso 2. Entretanto, no conjunto de dados apresentado acima a frequência destes dias foi de apenas 5%. Além disso, os valores ficaram muito próximos do limite de significância de 5% aproximado por $\pm 1,96/\sqrt{N}$, onde N é o tamanho da amostra, o que neste caso representou um limite médio de $\pm 0,08$. Os demais conjuntos de dados estudados neste capítulo apresentaram comportamento semelhante, assim neste trabalho foi feita uma opção mais parcimoniosa pelo modelo de Markov de primeira ordem.

Conforme descrevem PAPAETHYMIU E KLOCKL, uma vez que tenha sido estimada a MTM, o primeiro passo para a geração das séries sintéticas é a transformação desta na matriz de transição de probabilidades acumuladas, P_{acum} . Cada linha i da matriz P_{acum} correspondente a FDA discreta F_i a ser utilizada para determinar a próximo estado na série. O algoritmo para cálculo de P_{acum} é muito simples, bastando realizar sequencialmente a soma de cada coluna $j-1$ de P_{acum} com a coluna j de P para obter a coluna j de P_{acum} . O próximo estado é definido selecionando a F_i com base no estado atual i e sorteando um número aleatório u entre 0 e 1 proveniente de uma distribuição uniforme. Se u se posicionar entre os elementos $j-1$ e j ($F_{i(j-1)} < u \leq F_{ij}$), então o próximo estado será j .

Neste trabalho adotou-se, assim como em NGOKO *et al.*, $m = 100$ para o número de estados possíveis. Assim, assumindo que os valores de $k_{c/1-min}$ estejam limitados entre 0 e 1,5, os estados foram discretizados em intervalos de 0,015. O estado 1 inclui os valores entre 0 e 0,015, o estado 2 inclui valores entre 0,015 e 0,030, e assim por diante. Após sorteado um estado, a conversão para o valor correspondente de índice de céu claro pode ser realizada sempre com base no centro do intervalo correspondente (ex.: para o estado 1 resultaria em $k_c = 0,0075$) ou então, de forma a tornar o resultado mais próximo da realidade, através de interpolação linear em função do número sorteado. Esta última opção foi adotada neste trabalho. Supondo um estado atual i qualquer, número u sorteado igual a 0,012, $F_{i3} = 0,020$ e $F_{i2} = 0,010$, o estado seguinte será o 3, que convertido para k_c por interpolação linear resulta em $0,030 + 0,015 \times ((0,012 - 0,010)/(0,020 - 0,010)) = 0,033$.

3.4 Geração de séries sintéticas de irradiância a partir da classificação de nuvens

Diferentemente da maioria das metodologias reportadas na literatura, em que as séries temporais são geradas a partir de outras séries da mesma grandeza porém com menor resolução temporal, este trabalho tem como objetivo a geração de séries de irradiância e geração FV em alta resolução (1 minuto) diretamente a partir de séries temporais de classificação de nuvem disponibilizadas pelo CPTEC/INPE para uma determinada localidade e em um período de tempo específico.

A metodologia proposta faz uso de 28 matrizes de transição de Markov com parâmetros levantados empiricamente pelo estimador apresentado na equação (3.4). O procedimento utilizado para calibração destas matrizes é apresentado na figura 3.15. Dados de 6 anos de medição de irradiância global com integralização em 1 minuto, listados na tabela 3.1, foram convertidos em séries temporais de $k_{c/1-min}$ utilizando o modelo de céu claro calibrado conforme descrito na seção 3.1. Assim como se procedeu nas análises da seção 3.2, as janelas de 30 minutos correspondentes a cada classe de nuvem predominante foram agrupadas para estimar os parâmetros de 13 pares de matrizes, para as nuvens de código 1 a 13, além de uma 14ª classe correspondente a trechos da classe 1 (céu claro) cujas janelas anterior e posterior também fossem da classe 1, indicado persistência desta condição. Cada classe tem um par de matrizes pois as janelas foram separadas em dois grupos, o primeiro com minuto central (carimbo de tempo da imagem classificada) com $10^\circ \leq \alpha_s \leq 25^\circ$ e o segundo com $25^\circ \leq \alpha_s \leq 90^\circ$, sendo que os casos com $\alpha_s < 10^\circ$, quando apresentaram dados de classificação de nuvem e medição válidos, foram descartados.

O procedimento proposto para geração das séries sintéticas de G_{HOR} para uma localidade arbitrária requer como dados de entrada um modelo de irradiância de céu claro com resolução de 1 minuto e uma série temporal de classificação de nuvem predominante com resolução de 30 minutos, com cobertura de todo o período diurno ao longo de um ano. Por conta disso quaisquer descontinuidade existente nas séries de imagens classificadas precisa ser preenchida antes da aplicação da metodologia. Estas descontinuidades podem ser decorrentes da indisponibilidade das imagens de satélite utilizadas como dado de entrada do algoritmo de classificação automática de nuvens ou então de falhas nas mesmas. Como exemplo, as imagens classificadas disponíveis para 2013 cobriram 77%

do período diurno em Brasília, 81 % em Petrolina e 74 % em São Martinho da Serra. Para 2012 os mesmos números foram 79 %, 82 % e 64 %, respectivamente.

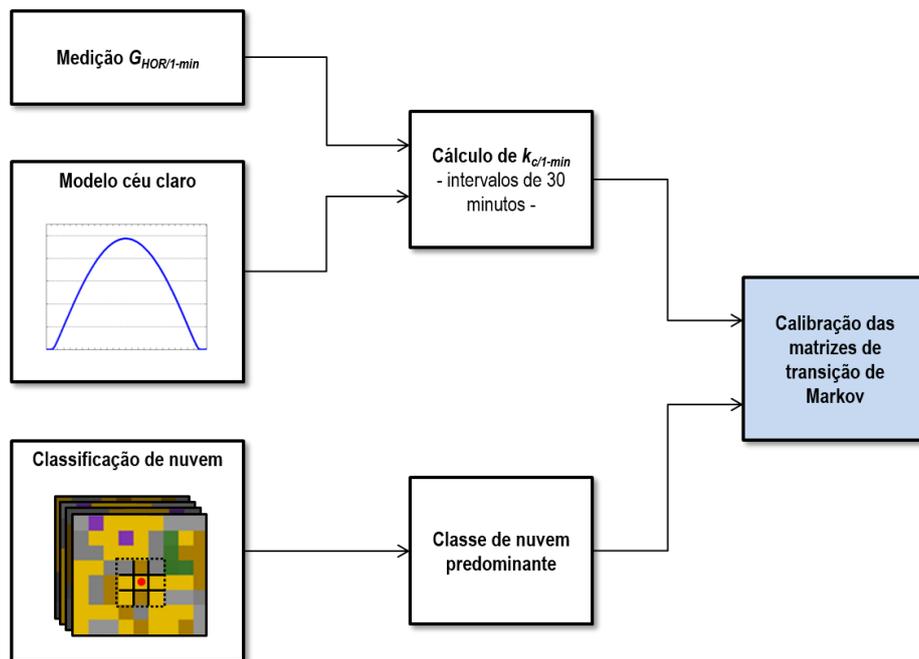


Figura 3.15 – Procedimento para calibração das matrizes de transição de Markov

Para contornar este problema, aplicou-se uma solução simplificada de preenchimento estocástico das lacunas nas séries temporais de nuvem também com MCMC, mediante uso de uma única MTM de primeira ordem com 13 estados, cada um referente a uma classe de nuvem predominante, específica para cada *pixel* avaliado e parametrizada com base no histórico das transições em todos os trechos com continuidade disponíveis no histórico. O preenchimento da lacuna, de tamanho variável, foi feito pela geração sucessiva de trechos sintéticos até fossem encontradas janelas que se encaixassem nestas lacunas considerando apenas um intervalo de tempo antes e um intervalo de tempo depois da lacuna. A figura 3.16 permite um melhor entendimento do procedimento adotado.

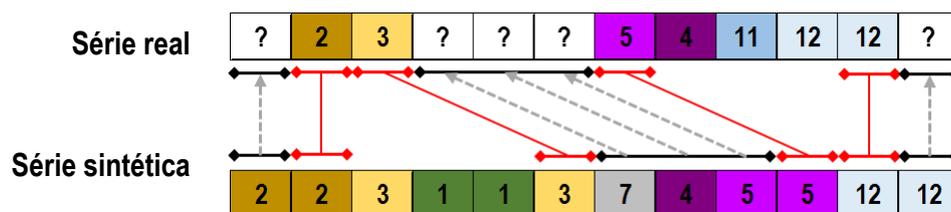


Figura 3.16 – Amostra do procedimento de preenchimento de lacunas na série de classificação de nuvem predominante

De posse da série temporal de classe de nuvem predominante para o local de interesse, o próximo passo é a geração estocástica da série de índices de céu claro utilizando a técnica apresentada na seção 3.2. Para cada janela de 30 minutos a MTM correspondente àquela altura solar e classe de nuvem é utilizada para sintetizar, em conjunto com um gerador de números aleatórios, um trecho de 30 minutos de índices de céu claro. A série sintética de k_c obtida é multiplicada pela série de irradiância de céu claro, obtendo-se assim a série sintética para G_{HOR} . A figura 3.17 consolida as etapas descritas até aqui para a produção das séries. Esta técnica de geração dos índices de céu claro é muito semelhante à que foi empregada no popular trabalho de AGUIAR *et al.* (1988) que utiliza diferentes matrizes de transição calibradas empiricamente para produzir intervalos de 30 dias de índice de claridade em escala temporal diária tomando como dado de entrada uma série temporal com escala mensal.

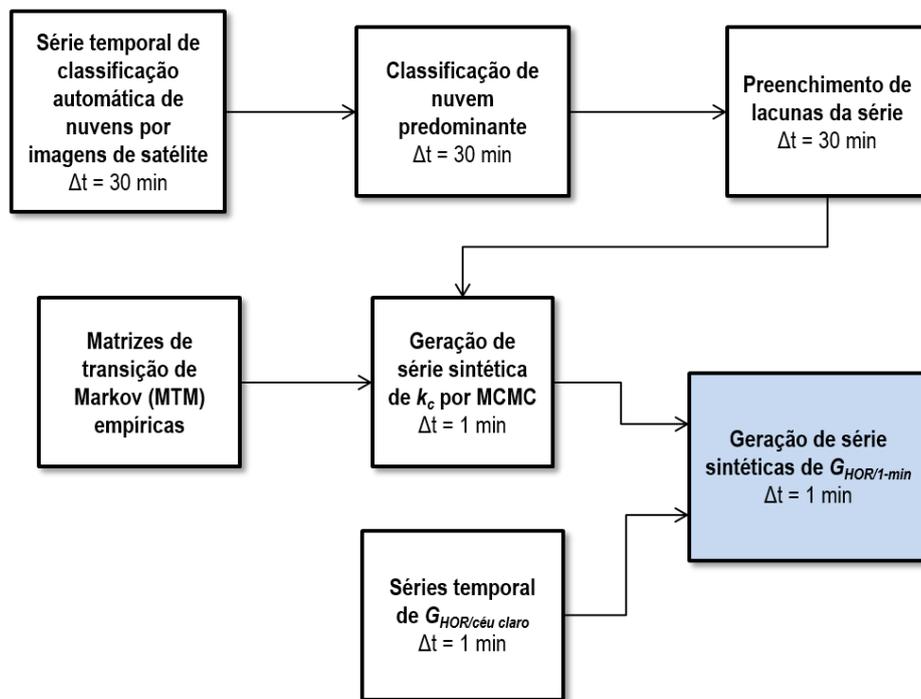


Figura 3.17 – Sequência proposta para geração de séries de irradiância global

A figura 3.18 apresenta uma amostra dos resultados do processo e permite fazer uma comparação visual dos dados observados e sintéticos. O objetivo principal não é reproduzir a série medida em cada instante, mas gerar séries com características estatísticas similares.

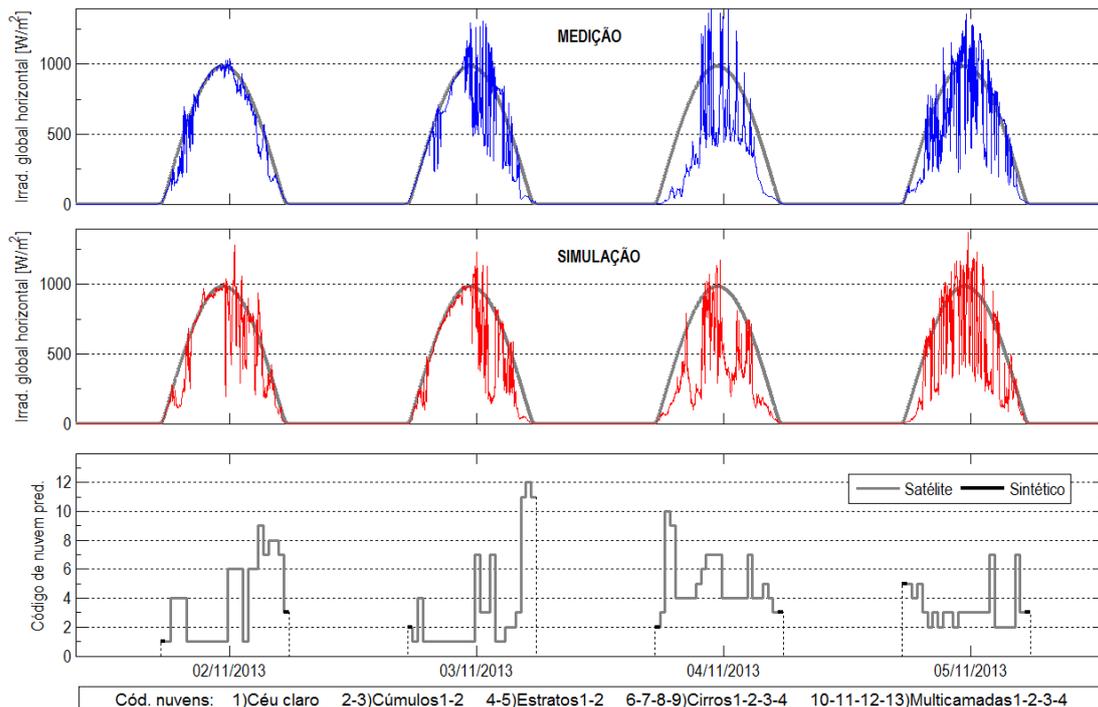


Figura 3.18 – Amostra da série sintética de irradiância global gerada para Petrolina/2013

3.5 Geração de séries sintéticas de geração fotovoltaica

A primeira etapa para a conversão da série de G_{HOR} em uma série da potência gerada pela planta fotovoltaica, P_G , é a transposição da série de irradiância do plano horizontal para o plano inclinado (G_{TOT}) no ângulo de instalação dos módulos fotovoltaicos. Foram consideradas duas formas de montagem dos módulos: 1) sistemas fixos orientados ao norte se no hemisfério sul (se no hemisfério norte o contrário) com inclinação na latitude ou 10° , o que for maior; 2) sistemas de rastreamento horizontal em 1-eixo norte-sul, com azimute e inclinação calculados conforme descrito na seção 2.1.1. O modelo de transposição utilizado foi descrito na seção 2.1.5. O uso deste modelo exigiu que primeiramente fosse feita a decomposição da G_{HOR} em suas componentes: a irradiância difusa horizontal (G_{DIF}) e a irradiância direta horizontal (G_{DIR}). Neste trabalho foi empregado o modelo descrito na seção 2.1.4 para realizar esta separação.

A etapa seguinte consistiu na aplicação da técnica de filtragem da G_{TOT} proposta por MARCOS *et al.* (2011) e detalhada na seção 2.2.4, que modela a planta como um filtro passa-baixas em função de sua diversidade espacial. Para cálculo da área utilizada pela planta utilizou-se a densidade de $0,4 \text{ MW}_p/\text{ha}$ (LEW *et al.*, 2013; HUMMON *et al.*, 2014),

independentemente do tipo de montagem dos módulos. A tabela 3.2 apresenta as capacidades das plantas FV consideradas neste trabalho bem como o parâmetro resultante para o filtro passa-baixas. A situação sem filtragem também foi avaliada e, conforme discutido na seção 2.2.4, o uso de séries com integralização em 1 minuto inclui um nível de filtragem equivalente a plantas da ordem de $\sim 3 \text{ MW}_p$. Assim, neste trabalho as simulações realizadas sem a filtragem não foram relacionadas a uma capacidade específica e sim a “geradores pequenos” compreendendo a faixa de poucos kW_p até aproximadamente 3 MW_p .

Tabela 3.2 – Conjuntos de dados solarimétricos utilizados no desenvolvimento da metodologia

Capacidade da usina [MW_p]	Área utilizada [ha]	Freq. corte do filtro (f_c) [Hz]
30	75	0,00231
100	250	0,00126
200	500	0,00089

O passo final consiste na aplicação de um modelo de gerador fotovoltaico para conversão das séries filtradas de G_{TOT} em séries da potência gerada por uma central FV. Conforme descrito na seção 2.2, além da irradiância em cada instante, os simuladores mais elaborados fazem uso de séries de temperatura ambiente e de vento, e são capazes de modelar a diferente resposta dos módulos fotovoltaicos para cada nível de irradiância, ângulo de incidência dos raios solares, temperatura dos módulos, dentre outros aspectos. Entretanto, a variável para a qual a geração fotovoltaica apresenta dependência de primeira ordem é a irradiância, cuja intermitência em escalas de tempo menores é causada basicamente pela dinâmica das nuvens no local da instalação.

Neste trabalho esta tarefa foi concretizada através de um modelo mais simples de conversão e que apresenta um nível de complexidade intermediário entre a técnica utilizada por PARK *et al.* (2009) e o modelo PVWatts (DOBOS, 2015). O simulador comercial PVSyst foi utilizado para a simulação de sistemas fixos e com rastreamento horizontal nas três localidades da tabela 3.1. Foram configurados módulos de geração típicos de $1\text{MW}_p/1\text{MW}_{CA}$ e as séries de G_{HOR} e temperatura ambiente tomadas como base foram geradas pelo próprio software utilizando as suas opções padrão. Alguns pontos das séries de G_{HOR} foram modificados de forma a ser possível verificar o comportamento com níveis de irradiância mais altos. A principal simplificação adotada foi a desconsideração

de perdas com sombreamento que são função principalmente do arranjo espacial adotado em cada empreendimento e das condições de relevo do local. A Figura 3.19 apresenta a nuvem de pontos obtida para a relação entre G_{TOT} e a potência do gerador com as 6 simulações realizadas bem como o ajuste proposto com um polinômio de 4ª ordem obtido pelo método dos mínimos quadrados. A equação foi normalizada em função da capacidade do sistema simulado, de $1MW_p/1MW_{CA}$.

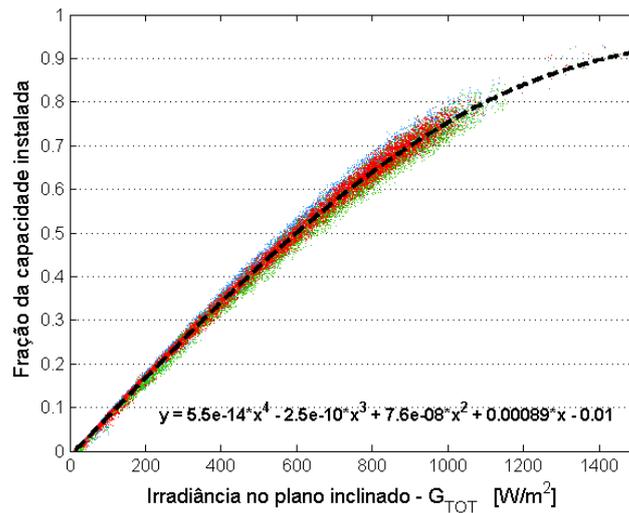


Figura 3.19 – Ajuste de uma curva de conversão da irradiância em potência de saída do gerador FV

Na figura 3.20 é apresentada a sequência completa das etapas de conversão da irradiância global na potência gerada em usinas FV de porte arbitrário.

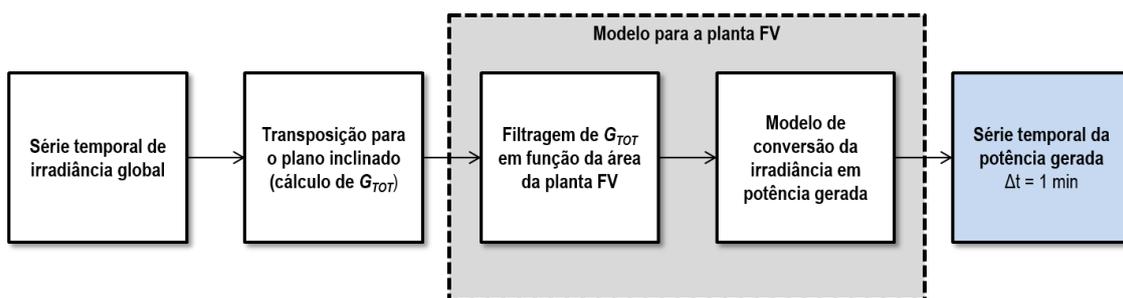


Figura 3.20 – Sequência de conversão das séries de irradiância em séries da potência gerada em usinas fotovoltaicas

A figura 3.21 apresenta um exemplo de saída do procedimento acima descrito para os casos de um gerador pequeno e de uma usina de $30 MW_p$. Na figura 3.22 foi dado destaque para um trecho da figura anterior em um período de pouco mais do que duas

horas de forma a ser possível adicionar as curvas de saída para os casos de usinas de 100 MW_p e 200 MW_p.

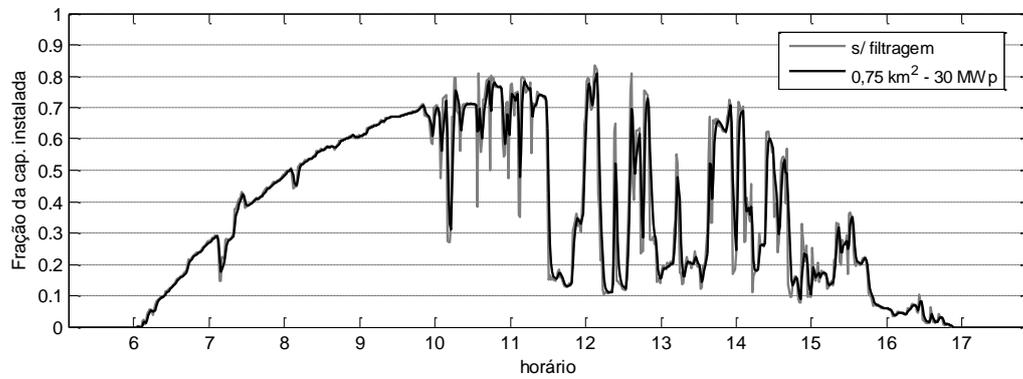


Figura 3.21 – Amostra do resultado da conversão de uma série potência gerada para o caso de um gerador pequeno e uma usina de 30 MW_p

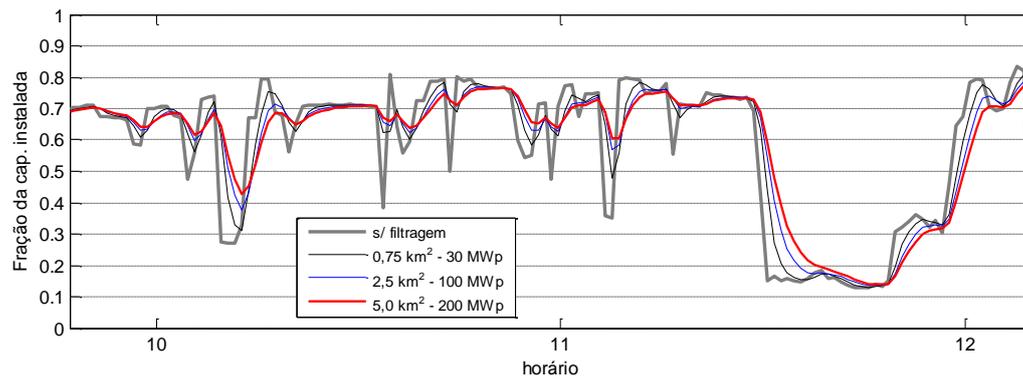


Figura 3.22 – Amostra de séries da potência gerada para o caso de geradores pequenos e usinas com porte de 30, 100 e 200 MW_p

Capítulo 4

Testes e validação

A metodologia proposta faz uso de dados de medição de irradiância global em 3 locais distantes entre si e das respectivas séries temporais de classificação de nuvens para estimar empiricamente os parâmetros de um conjunto de matrizes de transição de Markov. Após a montagem das matrizes, a simulação de Monte Carlo é utilizada para a geração estocástica de séries de índices de céu claro que em seguida são convertidas em séries de irradiância pelo uso de um modelo de céu limpo.

Como forma de validação o desempenho do modelo foi avaliado para a geração de séries de irradiância em 6 localidades diferentes, dos quais apenas três tiveram suas medições utilizadas na calibração do modelo e 3 são de outras estações de medição com disponibilidade de ao menos 12 meses de dados. O mapa mostrado na figura 4.1 permite visualizar a localização espacial das 6 estações utilizadas. A tabela 4.1 detalha o conjunto de dados utilizados para validação da metodologia. O uso de dados de medição de estações solarimétricas adicionais, não utilizadas na calibração do modelo, permitiram avaliar se ocorrem, e em que nível, variações no desempenho quando da sua aplicação em outras localidades.

Com exceção da estação solarimétrica localizada no estado de Minas Gerais, todas as demais são pertencentes a rede SONDA do INPE. A estação localizada em Minas Gerais pertence a empresa do setor de geração de energia elétrica e sua localização não será revelada por questões de confidencialidade. Os resultados obtidos que permitam identificar o potencial de geração de energia sofreram multiplicação por constante arbitrária de forma a posicionar os valores no intervalo de $\pm 10\%$ do valor real.

Comparações entre os dados medidos e simulados foram realizadas com o objetivo de avaliar se a metodologia proposta é capaz de gerar séries de irradiância e da potência gerada estatisticamente semelhantes. Os testes seguiram em parte os procedimentos descritos em outros trabalhos (HANSEN, 2012; METEONORM, 2014; NGOKO *et al.*, 2014).

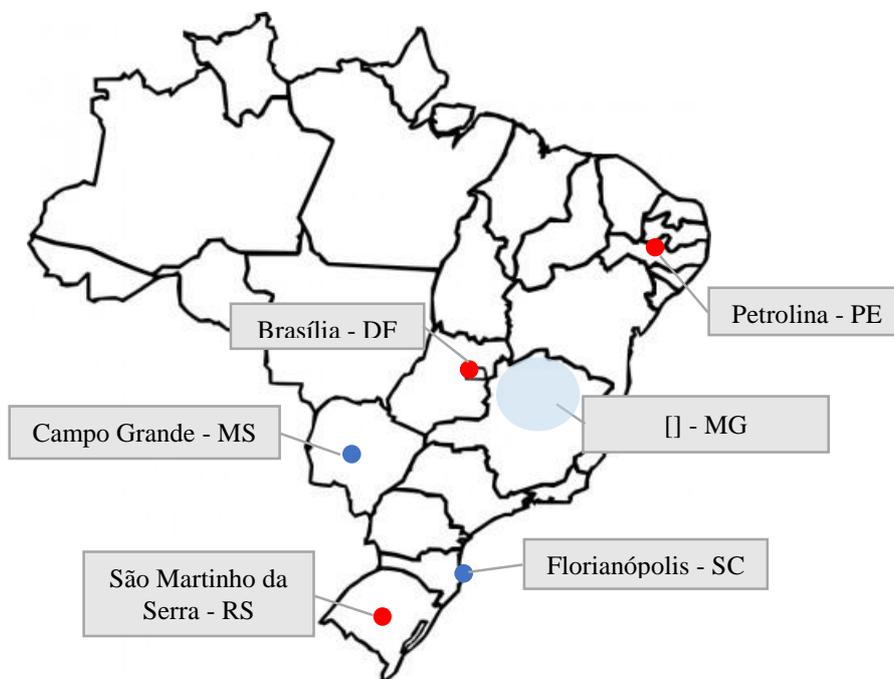


Figura 4.1 – Localização das estações solarimétricas utilizadas na validação do modelo

Tabela 4.1 - Conjunto de dados de medição utilizados na validação do modelo

Localidade (Sigla)	Período	Dados utilizados	Usado na calibração do modelo?
Brasília – DF (BRB)	2012	$G_{HOR/1-min}$	Sim
	2013	$G_{HOR/1-min}$	Sim
Petrolina – PE (PTR)	2012	$G_{HOR/1-min}$, $G_{DIF/1-min}$, $G_{DIRN/1-min}$	Sim
	2013	$G_{HOR/1-min}$, $G_{DIF/1-min}$, $G_{DIRN/1-min}$	Sim
São Martinho da Serra – RS (SMS)	2012	$G_{HOR/1-min}$	Sim
	2013	$G_{HOR/1-min}$	Sim
Campo Grande – MS (CGR)	2012	$G_{HOR/1-min}$	Não
Florianópolis – SC (FLN)	Out/2013 até set/2014	$G_{HOR/1-min}$, $G_{DIF/1-min}$, $G_{DIRN/1-min}$	Não
MG – (MG)	2013	$G_{HOR/1-min}$	Não

Os testes realizados incluíram análises para as séries de índice de céu claro, irradiância global, irradiância total e potência gerada por usinas FV de diferentes portes. As comparações também foram realizadas para séries em escalas de tempo de 10 e 60 minutos obtidas a partir da integralização das séries com escala de 1 minuto.

Adicionalmente, algumas das métricas utilizadas no processo de validação foram selecionadas para prospectar as variações no desempenho do metodologia quando feito uso do modelo de céu claro Ineichen e dos mapas globais de fatores de turbidez de Linke elaborados por REMUND *et al.* (2003). No capítulo 5 este modelo foi utilizado para realizar uma exercício de caracterização do recurso solar em todo o território brasileiro.

4.1 Tratamento inicial dos dados de medição

Assim como na construção do modelo, para todos os testes com k_c , G_{HOR} e G_{TOT} foram considerados apenas os instantes de tempo em que a elevação solar era maior do que 10° e em que a medição de irradiância da estação estava disponível. Os dias com quaisquer dado de medição inconsistente também foram integralmente excluídos em todos os testes. As séries utilizadas passaram por verificação manual de forma a identificar dados incoerentes. As séries das três localidades utilizadas exclusivamente para validação também passaram pelo processo de ajuste manual de um modelo de irradiância de céu-limpo Haurwitz conforme descrito na seção 3.1.

Em função de sua natureza estocástica, o método de simulação de Monte Carlo via cadeias de Markov para geração de séries sintéticas produz conjuntos de valores diferentes de índices de céu limpo, e conseqüentemente de irradiância, a cada execução. De forma a tornar as comparações mais representativas, cada ano de medição disponível foi confrontado com 10 anos de radiação solar sintética para o qual foi extraído o valor médio das métricas avaliadas neste trabalho.

Os resultados obtidos para as estações de Petrolina (medição do ano de 2013), do grupo de estações usadas na calibração do modelo, e Florianópolis (medição de 2013/2014), do grupo de estações exclusivas para validação, serão apresentados de forma mais detalhada através de gráficos. Entretanto, a análise dos indicadores quantitativos será apresentada para todo o conjunto de dados de validação, na forma de tabelas.

4.2 Séries temporais de irradiância global

Inicialmente foram analisadas as características das séries temporais de $G_{HOR/1-min}$ observada e simuladas para a estação de Petrolina, ano de 2013. Os gráficos apresentados a seguir possibilitam a realização de uma análise qualitativa do desempenho da metodologia.

A figura 4.2 mostra a distribuição anual de frequência de $k_{c/1-min}$ e da $G_{HOR/1-min}$ obtidos na simulação. Os histogramas contemplam os 10 anos de dados sintéticos em uma única curva. Para o caso específico das curvas de função de distribuição acumulada (FDA) empíricas também é apresentado individualmente o resultado obtido para cada ano simulado, bem como as curvas da diferença absoluta entre as FDA simuladas e a observada.

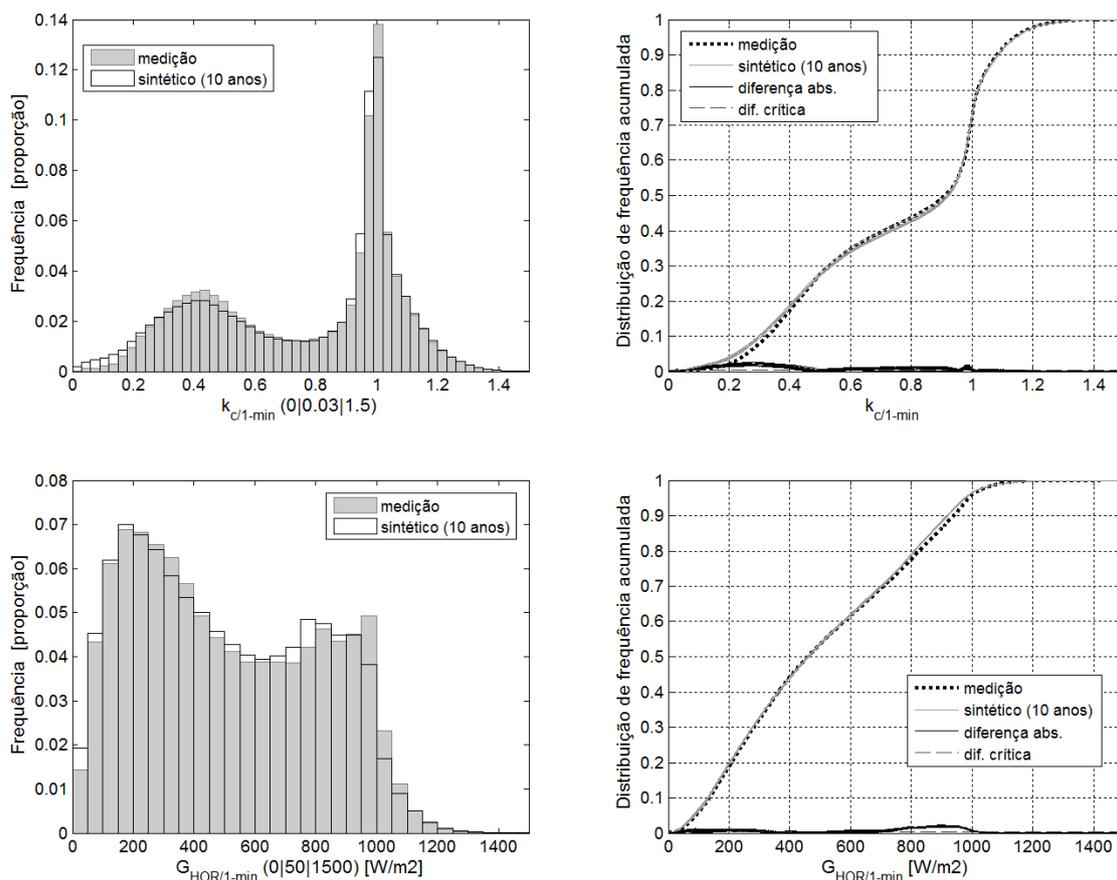


Figura 4.2 – Histogramas e FDA anuais de $k_{c/1-min}$ e $G_{HOR/1-min}$ para séries medida e simuladas na localidade de Petrolina/2013

A linha de diferença crítica corresponde ao nível de significância de 1% para a estatística do teste de aderência de Kolmogorov-Smirnov (K-S). As linhas de diferença absoluta e

diferença crítica são apresentadas em função do uso neste trabalho da métrica KSI_{over} proposta em ESPINAR *et al.* (2009) e descrita de forma detalhada no Apêndice A. Esta métrica permite avaliar a semelhança entre as distribuições das séries observadas e simuladas.

É possível observar que o modelo foi capaz de reproduzir com boa precisão a distribuição de frequência dos índices de céu claro e de irradiância global dos dados medidos na estação de Petrolina. A distribuição anual de k_c apresenta o atributo da bimodalidade de forma acentuada, algo característico de locais com passagem frequente de nuvens e que provoca grande intermitência na G_{HOR} . Os dois picos na distribuição de frequência de k_c foram bem reproduzidos em termos de amplitude e de localização.

As curvas de FDA de cada um dos 10 anos simulados não apresentaram diferenças significativas entre si. Para o caso em questão, foram considerados para fins de validação aproximadamente 220 mil minutos em cada ano. Tal tamanho amostral é grande o suficiente para que não sejam notadas diferenças entre a distribuição de frequência das dez séries sintéticas. Por outro lado, traz grande dificuldade na execução de testes de aderência como o K-S, uma vez que o valor crítico a ser considerado no teste é função inversa da raiz quadrada do número de pontos considerados. As curvas de diferenças das FDA entre as séries sintéticas e medida de k_c e G_{HOR} permitem, de forma visual, constatar que as mesmas, embora muito similares, diferem estaticamente ao nível de confiança de 99% do teste. As diferenças são mais pronunciadas na faixa entre 0 e 0,4 para o caso de k_c e entre 800 e 1.000 W/m^2 para o caso da G_{HOR} .

A figuras 4.3 e 4.4 apresentam as FDA de $k_{c/1-min}$ e $G_{HOR/1-min}$, respectivamente, particionando as séries em períodos de 3 meses, aproximadamente equivalente as estações do ano: Verão (Janeiro a Março), Outono (Abril a Junho), Inverno (Julho a Setembro) e Primavera (Outubro a Dezembro).

É possível observar que a qualidade na reprodução dos índices de céu claro varia conforme a época do ano, tendo sido menos precisa no outono e primavera. Para o caso da G_{HOR} o mesmo padrão se repete porém os desvios são atenuados em relação a k_c .

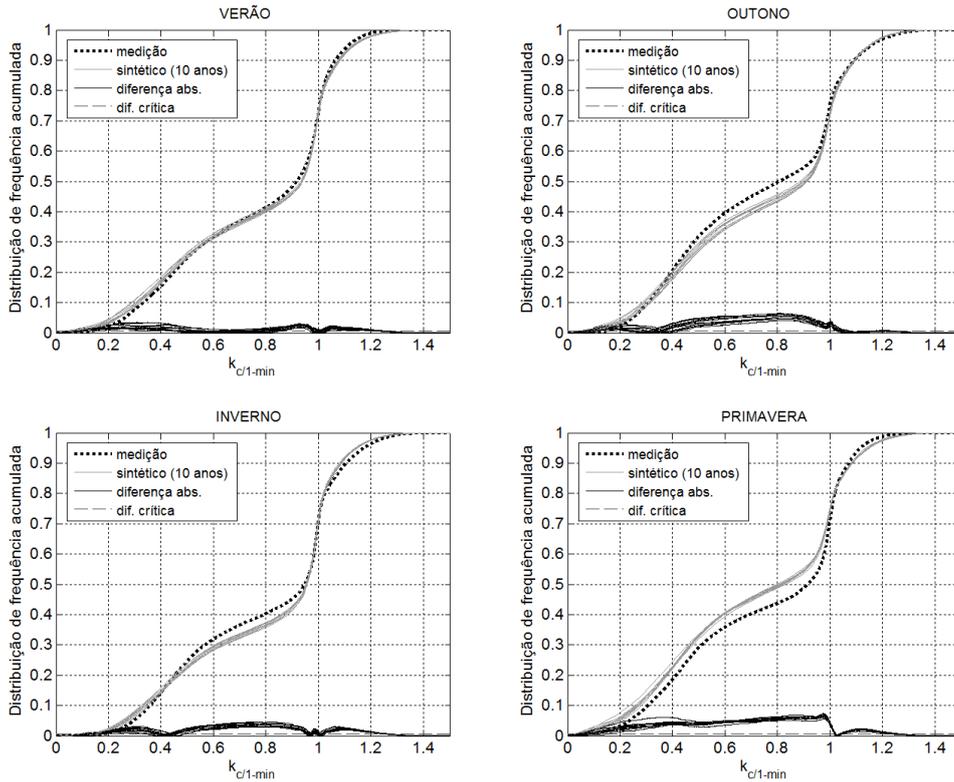


Figura 4.3 – Curvas sazonais de FDA de $k_{c/1-min}$ para Petrolina/2013

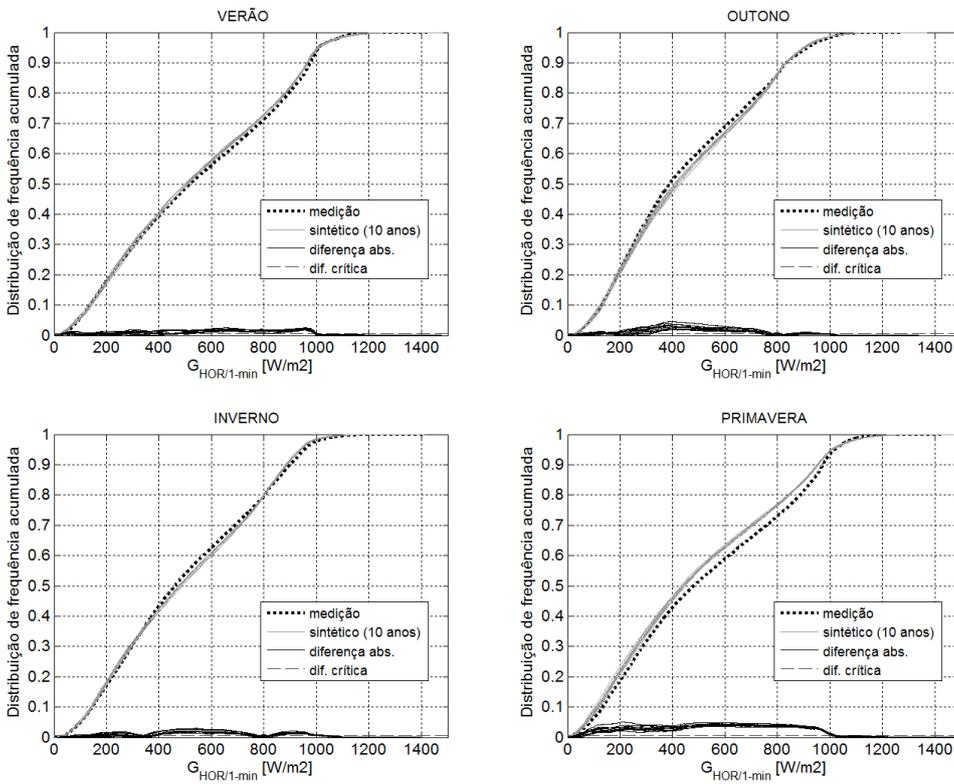


Figura 4.4 – Curvas sazonais de FDA de $G_{HOR/1-min}$ para Petrolina/2013

A seguir são apresentados os resultados obtidos para a localidade de Florianópolis, no período compreendido entre outubro de 2013 e setembro de 2014.

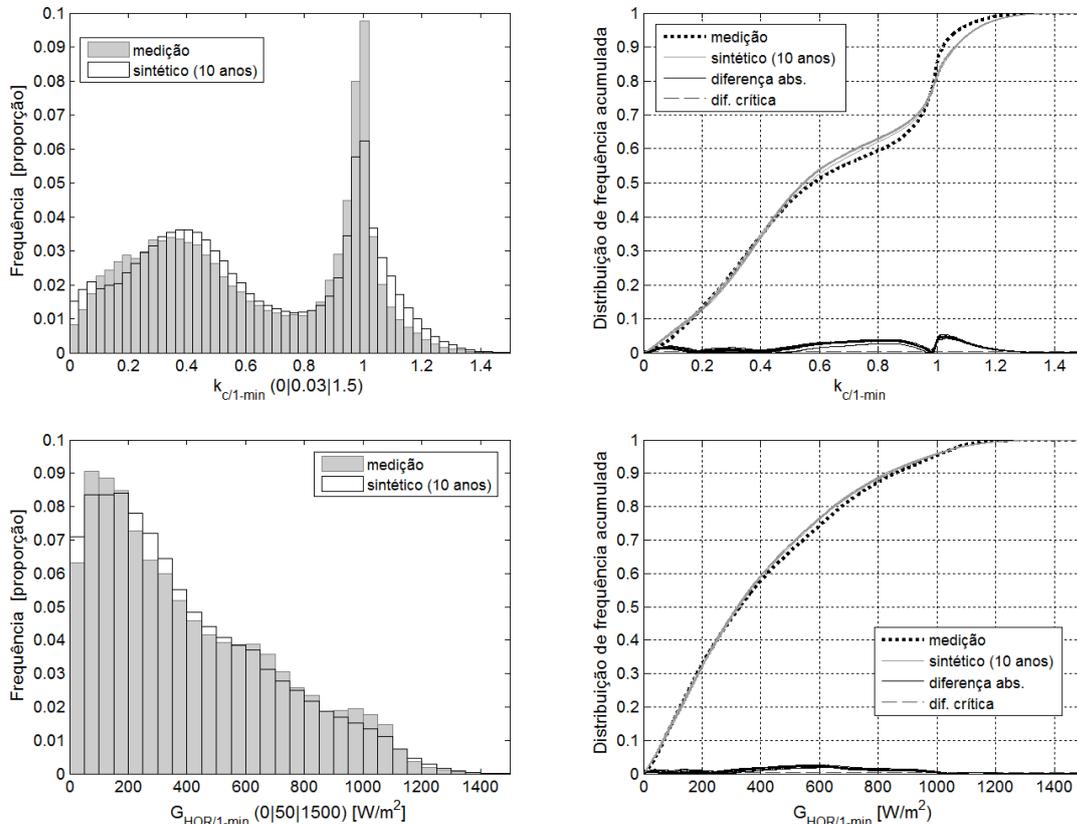


Figura 4.5 – Histogramas e FDA anuais de $k_{c/1-min}$ e $G_{HOR/1-min}$ para séries medida e sintéticas na localidade de Florianópolis/2013-2014

A figura 4.5 revela que o modelo não foi capaz de reproduzir com precisão a localização das duas modas que aparecem na distribuição de k_c dos dados de medição. A frequência de k_c próximo de 1,0, em geral associada a condições de céu limpo, foi subestimada bem como a moda localizada na faixa de 0,35 foi reproduzida com um deslocamento no sentido de valores maiores de k_c . As curvas de FDA também evidenciam que houve diferença expressiva na faixa entre 1,0 e 1,2, tendo a simulação superestimado a frequência nesta faixa. Valores acima de k_c acima de 1,0 estão associados ao efeito lente, já descrito na seção 3.2.1, e são normalmente encontrados em situações de cobertura parcial do céu por nuvens. Uma possível explicação, a ser confirmada nas próximas etapas de validação, é uma tendência de superestimação da presença de nuvens, em particular as que estão mais associadas ao efeito lente (cúmulos e cirros), na série temporal de classificação automática de nuvens para Florianópolis que é dada como entrada do modelo. Embora capaz de explicar também as discrepâncias nos histogramas de k_c , o

referido efeito parece ter sido compensado no caso da distribuição da G_{HOR} , tendo o desempenho se aproximado ao de Petrolina/2013.

A tabela 4.2 consolida os resultados obtidos em termos da distribuição anual de $k_{c/1-min}$ para todos os conjuntos de dados. A mesma análise foi realizada para as distribuições de $G_{HOR/1-min}$ e é apresentada na tabela 4.3.

Tabela 4.2 – Comparação entre as distribuições de $k_{c/1-min}$ para séries medidas e sintéticas

Localidade/Período	Série	MED	DP	ASSIM	CURT	KSI_{over} [%]	Nº pontos
BRB/2012	REAL	0,75	0,33	-0,53	-1,10	190	194.602
	SINT	0,76	0,32	-0,59	-0,92		
	<i>Desvio</i>	0,7%	-3,3%	-0,07	0,18		
BRB/2013	REAL	0,72	0,34	-0,39	-1,22	108	217.241
	SINT	0,72	0,34	-0,42	-1,16		
	<i>Desvio</i>	-0,7%	0,2%	-0,03	0,06		
PTR/2012	REAL	0,82	0,28	-0,73	-0,77	130	211.069
	SINT	0,82	0,29	-0,82	-0,54		
	<i>Desvio</i>	0,3%	1,9%	-0,09	0,23		
PTR/2013	REAL	0,77	0,30	-0,43	-1,17	148	220.802
	SINT	0,76	0,32	-0,51	-1,05		
	<i>Desvio</i>	-0,7%	3,9%	-0,08	0,12		
SMS/2012	REAL	0,73	0,34	-0,66	-1,02	226	215.184
	SINT	0,72	0,34	-0,57	-1,09		
	<i>Desvio</i>	-1,1%	0,4%	0,09	-0,06		
SMS/2013	REAL	0,70	0,36	-0,52	-1,24	158	193.688
	SINT	0,70	0,35	-0,51	-1,18		
	<i>Desvio</i>	1,1%	-0,8%	0,01	0,06		
MG/2013	REAL	0,76	0,33	-0,56	-1,05	154	213.581
	SINT	0,75	0,33	-0,58	-0,97		
	<i>Desvio</i>	-1,4%	0,0%	-0,03	0,08		
CGR/2012	REAL	0,75	0,34	-0,62	-0,91	285	209.272
	SINT	0,76	0,32	-0,70	-0,76		
	<i>Desvio</i>	1,6%	-5,2%	-0,08	0,15		
FLN/2013-2014	REAL	0,62	0,34	-0,03	-1,41	369	206.440
	SINT	0,62	0,35	0,08	-1,29		
	<i>Desvio</i>	-1,0%	1,9%	0,11	0,12		
Média desvios		-0,1%	-0,1%	-0,02	0,10	197	-

- MED: média, DP: desvio padrão, ASSIM: assimetria, CURT: curtose normalizada

Tabela 4.3 – Comparação entre as distribuições de $G_{HOR/1-min}$ para séries medidas e sintéticas

Localidade/Período	TIPO	MED [W/m ²]	DP [W/m ²]	ASSIM	CURT	KSI_{over} [%]	Nº pontos
BRB/2012	REAL	504,0	310,9	0,33	-0,95	181	194.602
	SINT	503,6	298,0	0,25	-0,96		
	<i>Desvio</i>	-0,1%	-4,1%	-0,07	-0,01		
BRB/2013	REAL	499,8	319,9	0,41	-0,85	149	217.241
	SINT	491,8	309,1	0,35	-0,86		
	<i>Desvio</i>	-1,6%	-3,3%	-0,06	-0,02		
PTR/2012	REAL	534,6	293,6	0,13	-1,22	111	211.069
	SINT	530,4	287,4	0,11	-1,16		
	<i>Desvio</i>	-0,8%	-2,1%	-0,03	0,06		
PTR/2013	REAL	507,2	299,3	0,27	-1,15	132	220.802
	SINT	498,6	296,9	0,26	-1,11		
	<i>Desvio</i>	-1,7%	-0,8%	-0,01	0,04		
SMS/2012	REAL	467,5	315,0	0,48	-0,78	88	215.184
	SINT	461,0	309,2	0,49	-0,72		
	<i>Desvio</i>	-1,4%	-1,8%	0,01	0,06		
SMS/2013	REAL	469,1	329,7	0,47	-0,86	73	193.688
	SINT	470,4	323,9	0,49	-0,77		
	<i>Desvio</i>	0,3%	-1,8%	0,02	0,10		
MG/2013	REAL	497,6	304,1	0,39	-0,81	80	213.581
	SINT	490,9	301,6	0,36	-0,79		
	<i>Desvio</i>	-1,3%	-0,8%	-0,03	0,01		
CGR/2012	REAL	498,5	316,6	0,34	-0,86	268	209.272
	SINT	500,3	298,0	0,26	-0,89		
	<i>Desvio</i>	0,4%	-5,9%	-0,08	-0,03		
FLN/2013-2014	REAL	403,4	299,0	0,73	-0,41	147	206.440
	SINT	394,8	293,9	0,80	-0,14		
	<i>Desvio</i>	-2,1%	-1,7%	0,07	0,26		
Média desvios		-0,9%	-2,5%	-0,02	0,05	137	
- MED: média, DP: desvio padrão, ASSIM: assimetria, CURT: curtose normalizada							

As comparações realizadas permitem concluir que, em termos de distribuição de frequência anual, aproximadamente a mesma qualidade de reprodução das séries reais alcançada pelo modelo em Petrolina/2013 foi obtida nas demais localidades, exceto por uma queda de desempenho em Florianópolis/2013-2014 em algumas estáticas como, notadamente na métrica KSI_{over} de $k_c/1-min$.

O próximo passo foi analisar o desempenho da metodologia no que tange a variabilidade de curto prazo (escala de 1 minuto) das séries de k_c e G_{HOR} . A intermitência da geração

fotovoltaica decorre basicamente das flutuações na irradiância. Deste modo, a reprodução dos níveis de variabilidade observados nas séries de G_{HOR} é particularmente importante para que seja possível aplicar o modelo em estudos de integração de energia solar fotovoltaica.

A figura 4.6 apresenta a distribuição acumulada dos valores absolutos das rampas no intervalo de 1 minuto para k_c e G_{HOR} para Petrolina/2013. Uma análise dos principais percentis também é apresentada. Os gráficos mostram que houve grande concordância na distribuição de rampas entre a série medida e as séries sintéticas. A maior discrepância ocorreu na faixa de 0 a 0,3 min^{-1} para o caso de k_c e entre 0 e 20 $\text{W/m}^2/\text{min}$, e são função do ruído introduzido pela discretização dos estados de k_c (intervalos de 0,015). Para a localidade em questão o modelo foi capaz de reproduzir com boa precisão até mesmo o percentil mais extremo P99,9.

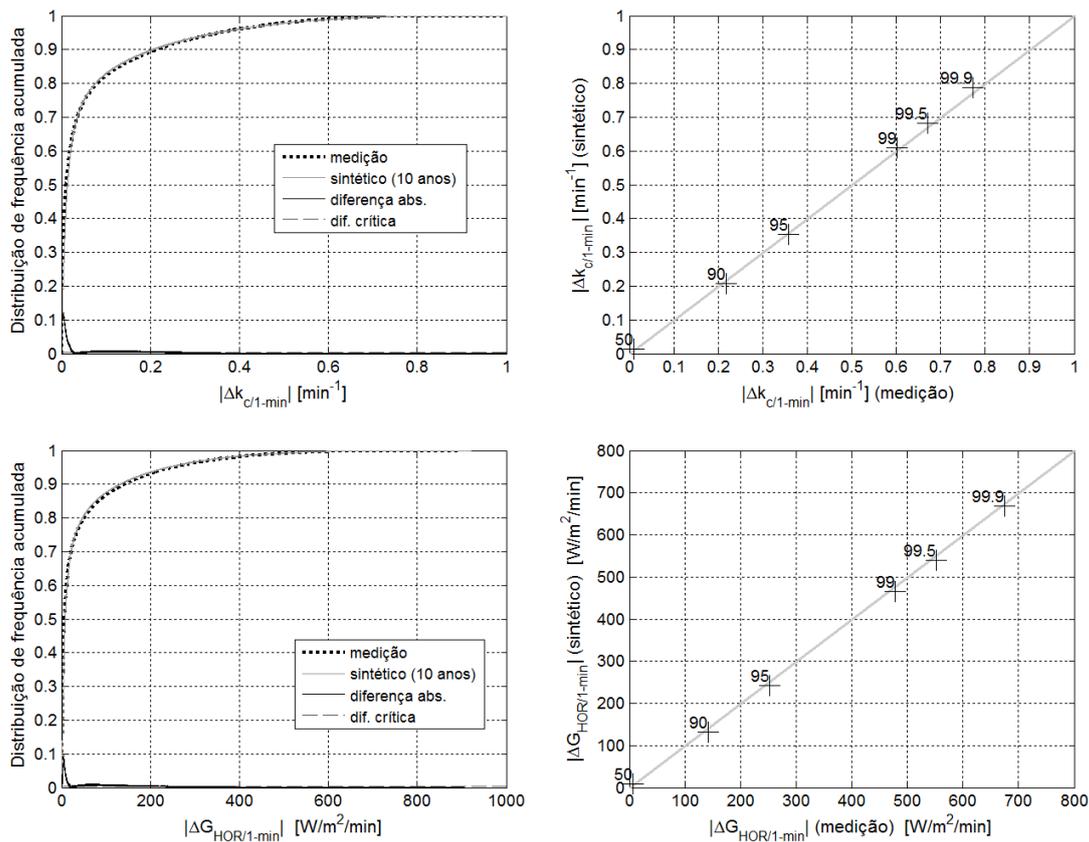


Figura 4.6 – FDA e análise de percentis (P50, P90, P95, P99, P99,5 e P99,9) anuais de $|\Delta k_{c/1-min}|$ e $|\Delta G_{HOR/1-min}|$ na localidade de Petrolina/2013

A mesma análise foi realizada para o caso de Florianópolis/2013-2014. As curvas obtidas são mostradas na figura 4.7. As distribuições de frequência das rampas apresentaram

discrepância significativa e sistemática, tanto para k_c quanto para G_{HOR} , no sentido de produzir séries com flutuações mais frequentes do que o observado na medição.

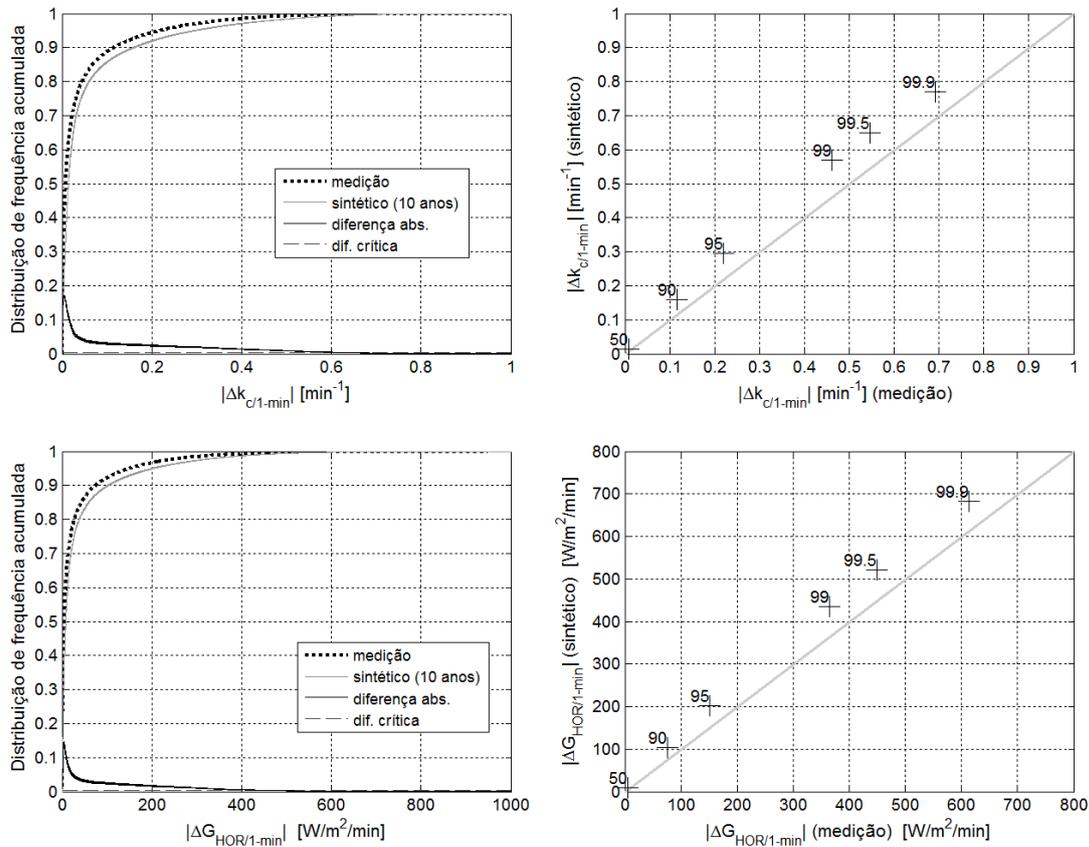


Figura 4.7 – FDA e análise de percentis (P50, P90, P95, P99, P99,5 e P99,9) anuais de $|\Delta k_{c/1-min}|$ e $|\Delta G_{HOR/1-min}|$ na localidade de Florianópolis/2013-2014

A tabela 4.4 consolida os resultados obtidos na análise das distribuições de rampas de 1-minuto em k_c para todos os conjuntos de dados de validação. Além da análise de percentis das rampas, são apresentados os valores médios diários de autocorrelação de primeira ordem (r_1) de k_c e a métrica KSI_{over} . Mais uma vez é possível observar que o modelo apresentou desempenho similar em todas as localidades, exceto para o caso de Florianópolis/2013-2014.

O modelo conseguiu aproximar os valores de r_1 em cada localidade, entretanto se verificou uma tendência de subestimação dos valores, o que implica em menor conexão com o valor de k_c do minuto anterior em relação aos dados de medição. Foi observado um bom nível de reprodução dos percentis, incluindo o percentil mais extremo P99,9. A métrica KSI_{over} evidencia desempenho semelhante em quase todos os conjuntos

de teste, com um grande desvio na localidade de Florianópolis, o que já foi constatado de forma visual através das curvas FDA das rampas de 1 minuto de k_c .

Tabela 4.4 – Comparação entre as distribuições de $|\Delta k_{c/1-min}|$ para séries medida e sintéticas

Localidade/Período	TIPO	r_I	$ \Delta k_{c/1-min} $			KSI _{over} [%]
			P90	P99	P99,9	
BRB/2012	REAL	0,89	0,14	0,56	0,78	217
	SINT	0,86	0,16	0,57	0,77	
	<i>Desvio</i>	-3,3%	16,5%	0,2%	-1,6%	
BRB/2013	REAL	0,89	0,14	0,56	0,77	137
	SINT	0,88	0,15	0,56	0,77	
	<i>Desvio</i>	-1,5%	11,5%	0,0%	0,0%	
PTR/2012	REAL	0,81	0,22	0,60	0,77	106
	SINT	0,84	0,20	0,60	0,79	
	<i>Desvio</i>	3,7%	-8,3%	0,1%	2,2%	
PTR/2013	REAL	0,83	0,22	0,60	0,77	61
	SINT	0,86	0,21	0,61	0,79	
	<i>Desvio</i>	3,8%	-4,9%	1,3%	1,7%	
SMS/2012	REAL	0,88	0,10	0,50	0,74	135
	SINT	0,87	0,11	0,52	0,75	
	<i>Desvio</i>	-1,3%	11,3%	2,4%	0,8%	
SMS/2013	REAL	0,88	0,11	0,52	0,75	82
	SINT	0,87	0,12	0,54	0,76	
	<i>Desvio</i>	-0,6%	4,5%	2,6%	0,8%	
MG/2013	REAL	0,88	0,14	0,54	0,75	229
	SINT	0,87	0,16	0,57	0,77	
	<i>Desvio</i>	-2,0%	18,9%	5,9%	2,4%	
CGR/2012	REAL	0,90	0,14	0,57	0,78	116
	SINT	0,86	0,15	0,56	0,77	
	<i>Desvio</i>	-3,7%	7,9%	-1,7%	-1,7%	
FLN/2013-2014	REAL	0,92	0,12	0,46	0,69	432
	SINT	0,90	0,16	0,57	0,77	
	<i>Desvio</i>	-2,4%	38,1%	22,9%	11,4%	
Média desvios		-0,8%	10,8%	3,8%	1,8%	170

Estudo semelhante foi realizado para a distribuição anual de rampas de 1 minuto para G_{HOR} . Neste caso também foi avaliada a métrica de variabilidade $VI_{diário}$ (STEIN *et al.*, 2012), descrita em detalhes no Apêndice A, e seu desvio padrão. Os resultados obtidos, apresentados na tabela 4.5, confirmaram as tendências já obtidas para o caso de k_c . O

desempenho entre os conjuntos de dados foi aproximadamente uniforme, exceto para o caso de Florianópolis/2013-2014.

Tabela 4.5 – Comparação entre as distribuições anuais de $|\Delta G_{HOR/1-min}|$ para séries medida e sintéticas

Localidade/Período	TIPO	P90	P99	P99,9	VI _{diário}	DP VI _{diário}	KSI_{over} [%]
BRB/2012	REAL	94,4	474,8	716,5	12,4	8,2	129
	SINT	108,9	443,4	675,7	13,7	5,5	
	<i>Desvio</i>	15,3%	-6,6%	-5,7%	10,1%	-32,7%	
BRB/2013	REAL	100,8	486,4	741,1	13,0	7,7	76
	SINT	109,5	459,7	699,9	13,6	5,4	
	<i>Desvio</i>	8,6%	-5,5%	-5,6%	5,1%	-29,6%	
PTR/2012	REAL	139,6	476,6	670,1	16,0	9,5	81
	SINT	126,4	457,4	661,9	15,2	6,6	
	<i>Desvio</i>	-9,4%	-4,0%	-1,2%	-5,3%	-31,0%	
PTR/2013	REAL	142,0	478,1	674,8	16,4	9,4	48
	SINT	132,6	465,2	668,0	15,9	6,3	
	<i>Desvio</i>	-6,6%	-2,7%	-1,0%	-3,1%	-32,4%	
SMS/2012	REAL	59,7	414,0	720,9	9,5	9,1	75
	SINT	67,6	394,6	677,5	10,5	6,0	
	<i>Desvio</i>	13,3%	-4,7%	-6,0%	10,7%	-34,1%	
SMS/2013	REAL	76,4	457,0	736,2	11,0	9,4	40
	SINT	79,5	442,0	715,2	11,5	6,6	
	<i>Desvio</i>	4,1%	-3,3%	-2,9%	4,9%	-29,1%	
MG/2013	REAL	92,7	436,7	695,5	12,0	8,1	132
	SINT	107,7	446,7	690,0	13,6	6,0	
	<i>Desvio</i>	16,2%	2,3%	-0,8%	13,7%	-25,6%	
CGR/2012	REAL	92,1	478,0	748,9	12,3	8,8	66
	SINT	99,6	443,2	683,5	12,9	6,0	
	<i>Desvio</i>	8,1%	-7,3%	-8,7%	5,1%	-31,7%	
FLN/2013-2014	REAL	75,8	364,3	613,9	10,3	8,4	293
	SINT	103,9	435,7	683,3	13,9	6,5	
	<i>Desvio</i>	37,0%	19,6%	11,3%	34,2%	-22,6%	
Média desvios		9,8%	-1,3%	-2,4%	8,5%	-29,8%	105

O modelo conseguiu reproduzir com precisão os principais percentis da distribuição de rampas e o indicador KSI_{over} apresentou valores da mesma ordem de grandeza das rampas de k_c . Para o caso da média anual de $VI_{diário}$ verificou uma tendência de superestimação dos valores, exceto para os conjuntos de dados de validação de Petrolina.

Em função dos desvios apresentados no desempenho do modelo para o conjunto Florianópolis/2013-2014 foi realizada uma avaliação mais aprofundada. Na etapa de preparação dos dados se verificou, por inspeção visual, um padrão diferenciado nas imagens de classificações de nuvens do CPTEC/INPE. Em boa parte das situações de céu claro, as imagens apresentam um acúmulo de nuvens do tipo cirros estacionadas em locais de interface entre continente e oceano ou grandes corpos hídricos. A figura 4.8 apresenta uma ocasião em que o fenômeno ocorre no litoral brasileiro, nas proximidades de Florianópolis.

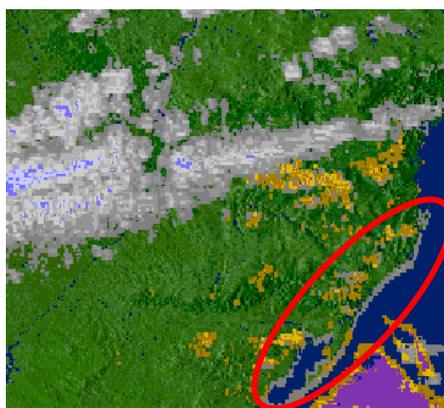


Figura 4.8 – Exemplo de erro na classificação em interfaces terra-água (02/09/2012-14:00).

Fonte: CPTEC/INPE

De forma a verificar se os desvios apresentados poderiam ser decorrentes de erros na série temporal de classificação de nuvens, avaliou-se a frequência das classes de nuvens predominantes em dois locais próximos das estações de medição de Petrolina e Florianópolis. A figura 4.9 mostra a localização dos *pixels* avaliados, cuja distância média para as estações é de aproximadamente 27 km.

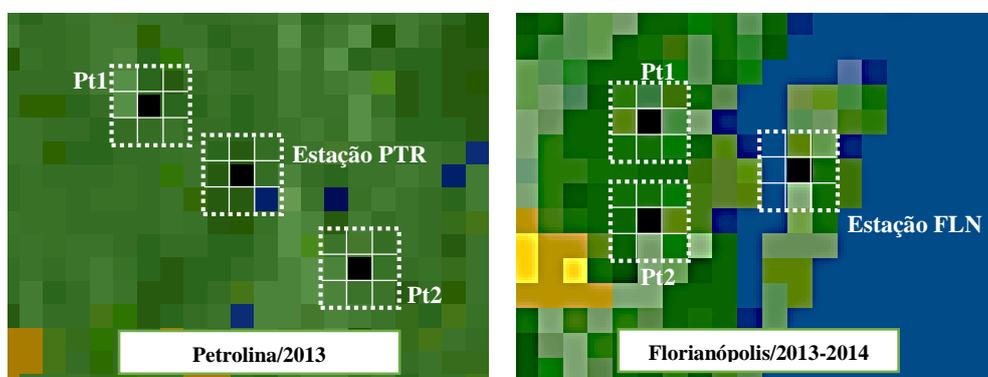


Figura 4.9 – Localização de quatro pontos adicionais para avaliação de frequência das classes de nuvens próximos das estações de Petrolina e Florianópolis

A frequência de cada classe de nuvem predominante é apresentada na figura 4.10. Para o caso de Petrolina/2013 é possível observar que os 3 locais apresentam distribuições de frequência coincidentes. O mesmo não ocorre no caso de Florianópolis/2013-2014, em que de imediato é possível verificar uma maior frequência da classe cirros 1 no local da estação de medição, corroborando o que já havia sido verificado por inspeção visual. As classes céu claro, cúmulos 1 e 2 e estratos 1 também apresentam maiores desvios no *pixel* da estação de medição. Assim, conclui-se que o modelo apresentou menor desempenho para a localidade de Florianópolis em função dos erros associados a classificação de nuvem por imagens de satélite na interface continente e oceano.

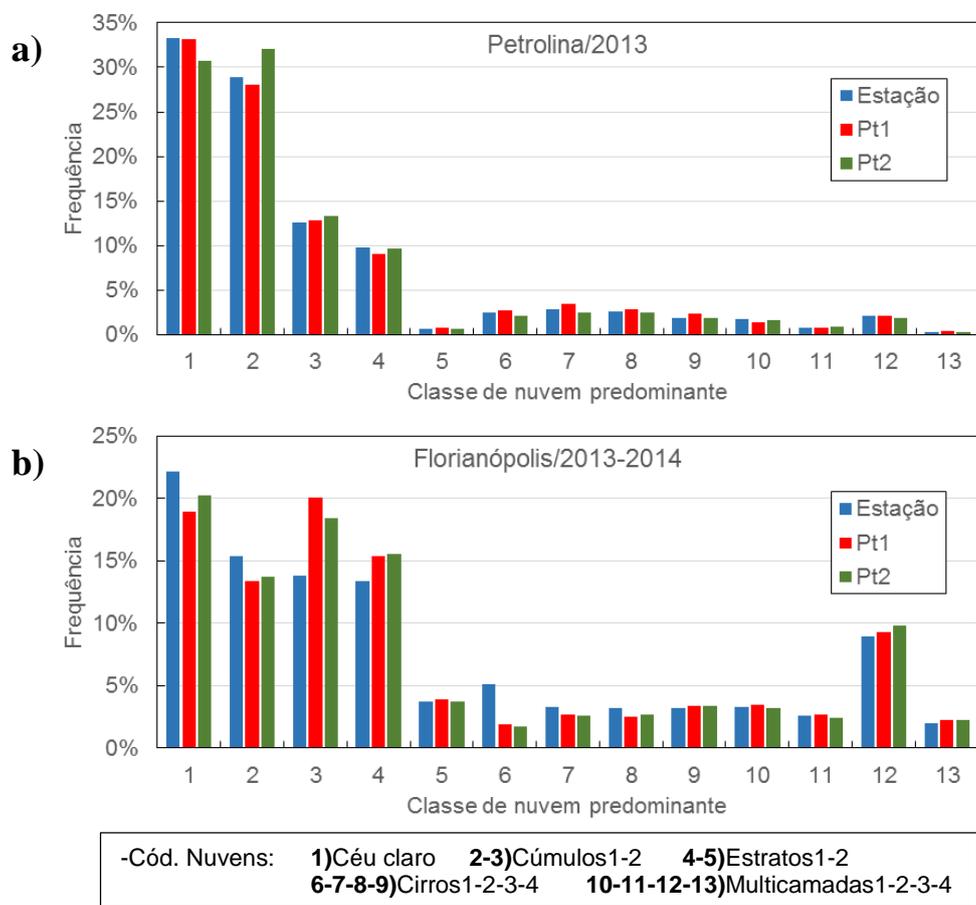


Figura 4.10 – Frequência das classes de nuvens em pontos próximos das estações de (a) Petrolina e (b) Florianópolis

Um outro resultado que chamou a atenção foi com relação ao valor médio do desvio padrão de $VI_{diário}$ em cada ano apresentado na tabela 4.5, o qual se apresentou menor que o verificado nas medições. De forma a aprofundar a análise, foi produzida a figura 4.11, que apresenta os valores diários de VI para o conjunto Petrolina/2013. É possível verificar que o modelo não produz com a mesma frequência dias com variabilidade nos extremos,

seja para o caso de dias muito variáveis, com $VI_{diário}$ maior do que 25, seja para dias com baixa variabilidade (dias de sol a pino ou então de céu nublado), com VI menor que 2.

A figura 4.12 permite avaliar a dispersão dos valores também para o caso dos valores médios diários de k_c (K_c). Efeito semelhante ocorre, em que a frequência dos valores de K_c próximos ao extremo superior, indicativo de dias de céu limpo, é subestimada. Para dias com K_c entre 0,2 e 0,6 a frequência é superestimada. Já no caso de K_c entre 0 e 0,2, o modelo superestima a frequência.

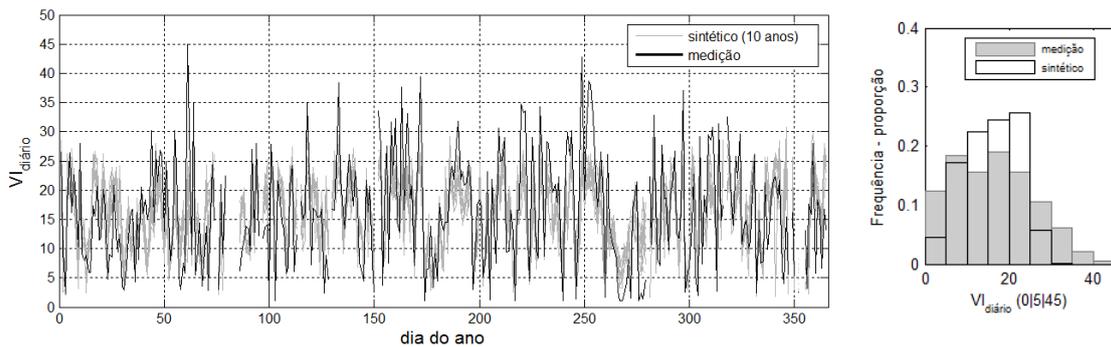


Figura 4.11 – Evolução temporal e histograma do indicador $VI_{diário}$ para o caso de Petrolina/2013

O fenômeno observado decorre de limitação importante do metodologia proposta para a geração das séries sintéticas. A persistência tanto em termos da média como da variabilidade nos trechos adjacentes de 30 minutos em cada dia não é imposta pelo algoritmo.

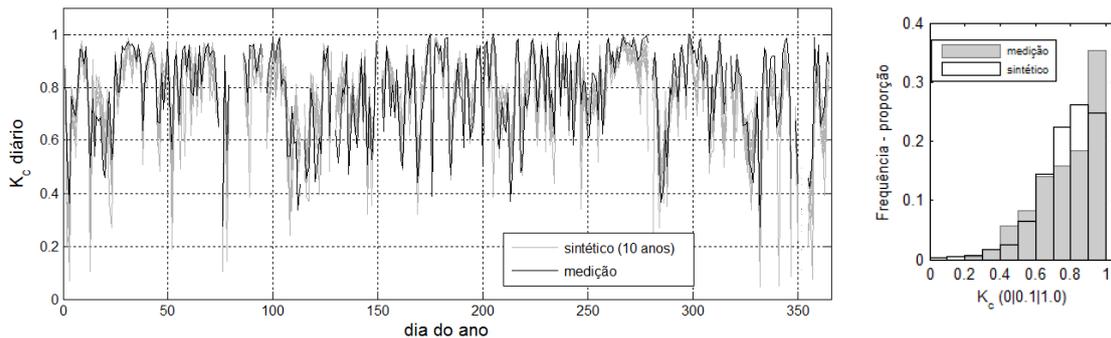


Figura 4.12 – Evolução temporal e histograma de K_c (média diária de k_c) para o caso de Petrolina/2013

A partir das séries temporais em escala de 1 minuto de k_c e G_{HOR} foram geradas séries, através da integralização dos valores, com escalas de 10 e 60 minutos. Para estes dois casos são mostradas apenas as curvas de FDA das distribuições de k_c e G_{HOR} e os gráficos de percentis das rampas nas séries integralizadas em 10 minutos (figura 4.13) e 60 minutos (figura 4.14) para o caso de Petrolina/2013.

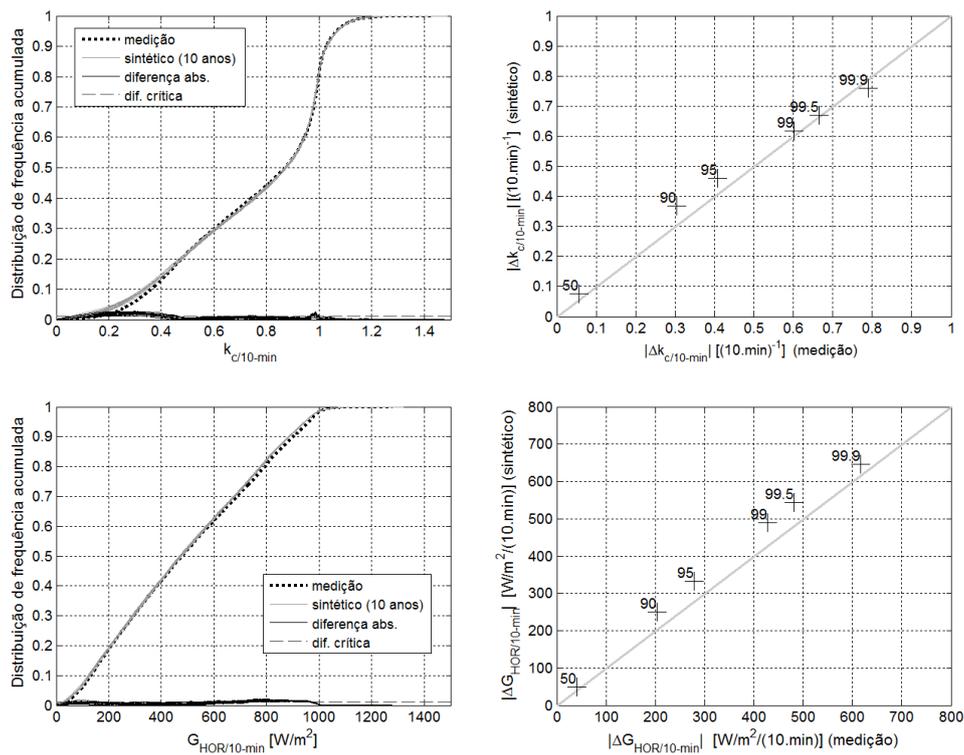


Figura 4.13 – Curvas FDA de $k_{c/10-min}$ e $G_{HOR/10-min}$ e análise de percentis das rampas de 10 minutos para o caso de Petrolina/2013

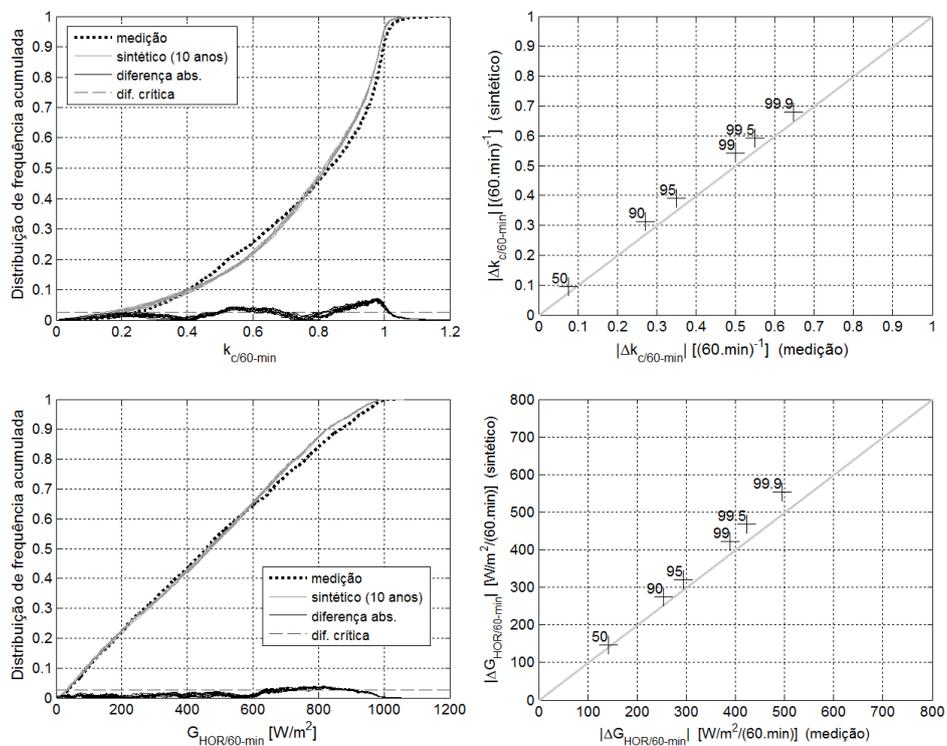


Figura 4.14 - Curvas FDA de $k_{c/60-min}$ e $G_{HOR/60-min}$ e análise de percentis das rampas de 60 minutos para o caso de Petrolina/2013

As distribuições de k_c e G_{HOR} foram reproduzidas de forma bastante similar em relação aos dados de medição, tanto para a escala de 10 quanto para de 60 minutos. Especificamente no caso da escala temporal de 60 minutos as distribuições das séries sintéticas de G_{HOR} estão muito próximas da significância estatística no teste K-S, o que é confirmado pelo cálculo de um valor de KSI_{over} com valor médio de apenas 4 % para as dez séries sintéticas. Em relação a distribuição de rampas k_c e G_{HOR} , o modelo apresentou boa reprodução das características das séries reais porém é possível notar um desvio sistemático no sentido de produzir séries com maior flutuação, sendo esta tendência mais pronunciada no caso da escala temporal de 10 minutos.

A tabela 4.6 consolida um conjunto mais resumido de métricas com o objetivo de verificar o desempenho do modelo nas escalas de 10 e 60 minutos para os outros conjuntos de dados de validação.

Tabela 4.6 – Comparações para as séries com escala temporal de 10 e 60 minutos

Localidade /Período	TIPO	$k_c/10\text{-min}$	$G_{HOR}/10\text{-min}$	$ \Delta G_{HOR}/10\text{-min} $		$k_c/60\text{-min}$	$G_{HOR}/60\text{-min}$	$ \Delta G_{HOR}/60\text{-min} $	
		KSI_{over} [%]	KSI_{over} [%]	P90	P99	KSI_{over} [%]	KSI_{over} [%]	P90	P99
BRB/2012	REAL	45	20	213,5	507,9	27	0,4	276,7	529,2
	SINT			236,4	487,7			276,3	446,2
	Desvio			10,7%	-4,0%			-0,1%	-15,9%
BRB/2013	REAL	9	13	218,1	524,4	7	0,4	288,6	529,9
	SINT			243,7	505,8			288,6	474,0
	Desvio			11,8%	-3,6%			0,0%	-10,5%
PTR/2012	REAL	5	12	193,3	427,5	17	4	249,6	374,9
	SINT			241,1	481,3			263,9	402,0
	Desvio			24,7%	12,6%			5,7%	7,2%
PTR/2013	REAL	16	10	203,7	427,5	17	4	254,0	389,5
	SINT			250,4	489,3			274,4	421,9
	Desvio			22,9%	14,5%			8,0%	8,3%
SMS/2012	REAL	28	3	135,5	415,9	18	0	233,6	405,4
	SINT			180,2	450,7			252,0	433,9
	Desvio			33,0%	8,4%			7,9%	7,0%
SMS/2013	REAL	20	7	152,1	452,1	12	0	238,5	454,9
	SINT			204,1	499,6			257,8	429,9
	Desvio			34,1%	10,5%			8,1%	-5,5%
MG/2013	REAL	37	4	202,6	501,6	22	0	263,7	436,0
	SINT			233,8	494,0			272,9	456,1
	Desvio			15,4%	-1,5%			3,5%	4,6%
CGR/2012	REAL	58	48	194,9	508,0	26	5	280,2	524,5
	SINT			227,7	488,3			270,1	446,5
	Desvio			16,8%	-3,9%			-3,6%	-14,9%
FLN/2013-2014	REAL	64	28	150,2	398,2	43	3	252,0	449,5
	SINT			229,4	485,0			268,6	445,0
	Desvio			52,8%	21,8%			6,6%	-1,0%
Média desvios		31	16	24,7%	6,1%	21	2	4,0%	-2,3%

4.3 Séries temporais de irradiância total

A transposição da irradiância global (G_{HOR}) para o plano inclinado (G_{TOT}) foi realizada através do modelo de PEREZ *et al.* (1990), conforme descrito na seção 2.1.5. No caso das séries medidas de irradiância, em três conjuntos se fez uso, além da G_{HOR} , das séries de G_{DIF} e G_{DIRN} . A separação da G_{HOR} em 3 componentes para o caso das demais séries medidas e para todas as series sintéticas foi realizada através do modelo de ERBS *et al.* (1982), conforme descrição apresentada na seção 2.1.4. Os testes para estes três conjuntos

com medição completa (PTR/2012, PTR/2013 e FLN2013/2014) permitiram avaliar o efeito combinado dos modelos de separação de componentes da G_{HOR} e de transposição para o plano inclinado.

A figura 4.15 apresenta a distribuição anual de frequência de $G_{TOT/1-min}$ obtida na simulação dos casos de sistema com montagem tipo fixa e sistema com montagem dos módulos em rastreador horizontal de 1 eixo para o conjunto de dados de Petrolina/2013. Tanto o histograma como as curvas FDA mostram um deslocamento no sentido de valores menores em todo o intervalo de irradiâncias observado.

As discrepâncias foram mais acentuadas no caso do sistema com rastreamento, em particular no intervalo de irradiância entre 800 e 1.100 W/m^2 . Para o caso da série medida, 20% dos valores estão acima de 1.000 W/m^2 , ao passo que nas séries sintéticas apenas 10% dos valores superam esta marca.

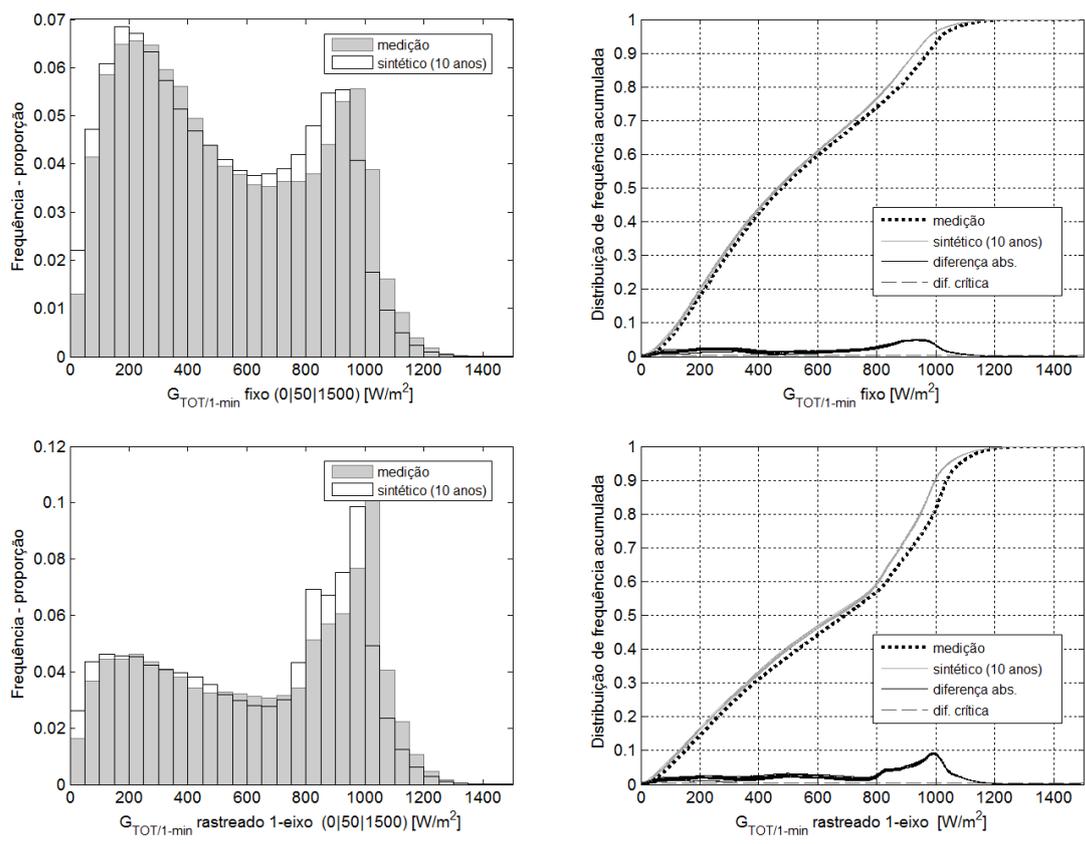


Figura 4.15 - Histogramas e curvas FDA de $G_{TOT/1-min}$ para sistema fixo e com rastreamento para o caso de Petrolina/2013

Conforme visto na seção 4.2, para ao caso de Petrolina/2013, o modelo tendeu a subestimar o valor da média anual da G_{HOR} em 1,7%. A amplificação desta tendência na

G_{TOT} pode ser explicada, ao menos em parte, por uma tendência de produzir valores menores de irradiância direta quando ocorre a aplicação do modelo de ERBS *et al.* (1982) na separação de componentes. Uma vez que os sistemas de rastreamento permitem aproveitar uma fração maior da componente direta da irradiância, qualquer viés aplicado na separação de componentes irá impactar nas estimativas de G_{TOT} .

A imagem 4.16 apresenta as curvas diárias das diversas componentes de irradiância para a série medida e uma das realizações do modelo para o dia 01/03/2013. As curvas de G_{DIR} não são mostradas pois as mesmas são obtidas facilmente pela subtração de G_{HOR} e G_{DIF} . É possível observar que a curva de G_{DIRN} para a medição atinge um patamar máximo próximo de 900 W/m^2 , enquanto a G_{DIRN} sintética não supera o valor de 800 W/m^2 em nenhum instante. No caso da irradiância difusa ocorre o inverso, em que os valores da medição são superiores aos da série sintética. Tais fatos refletem diretamente nas curvas de G_{TOT} , em que no caso do sistema fixo quase não é possível diferenciar G_{HOR} de G_{TOT} para o caso das séries sintéticas. No caso do sistema com rastreador, a G_{TOT} tende a ficar abaixo de 1.000 W/m^2 na série sintética, enquanto no caso das séries medidas tende a superar este patamar em boa parte do dia.

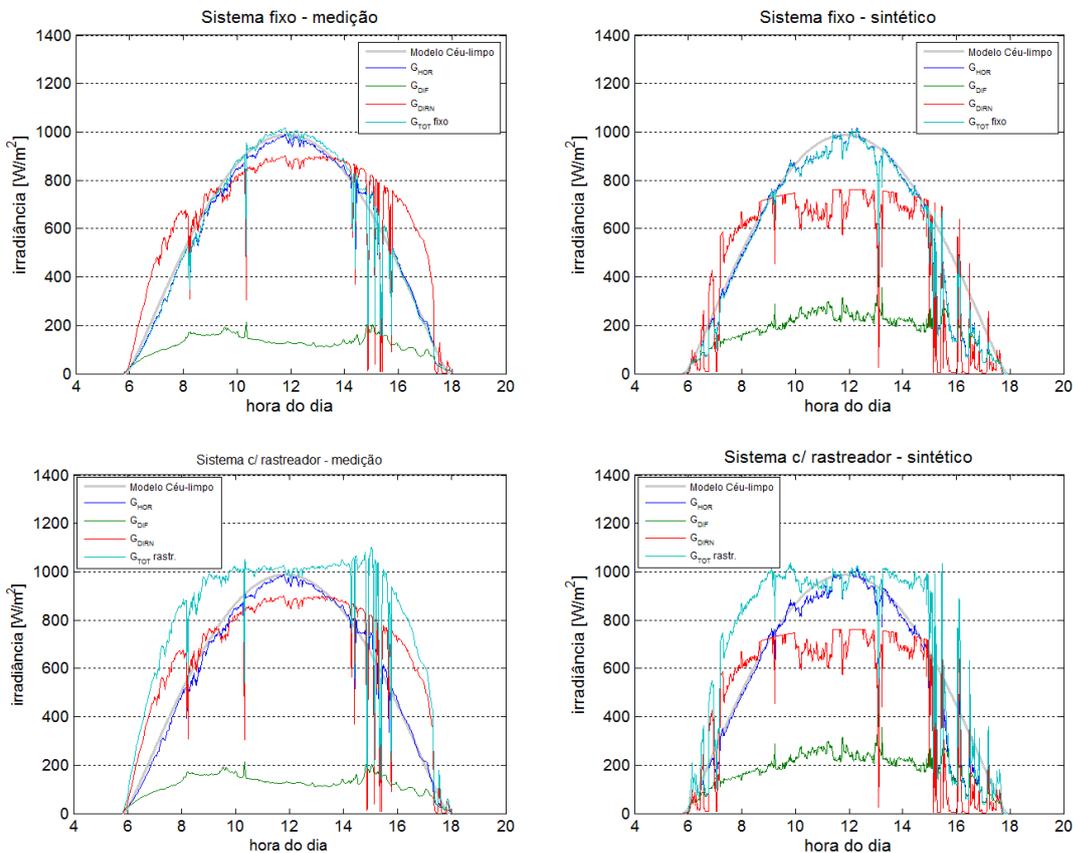


Figura 4.16 – Comparação das séries de irradiância para o dia 01/03/2013 no caso de Petrolina/2013

De forma a reforçar a tese utilizada para explicar os menores níveis de G_{TOT} nas séries simuladas são apresentadas na figura 4.17 as curvas de irradiância para um dia de céu completamente limpo (05/08/2013) em Petrolina. No caso da série sintética se optou por forçar a geração de uma curva de G_{HOR} idêntica a curva da irradiância do modelo de céu limpo, tendo posteriormente aplicado os modelos de separação e de transposição para o plano inclinado. Com esta composição torna-se evidente o impacto do uso de um modelo genérico de separação de componentes da G_{HOR} . Quando subestima a componente direta e superestima a componente difusa, acaba por subestimar a irradiância no plano inclinado, seja no sistema fixo ou rastreado. Entretanto, é possível notar que a sensibilidade da G_{TOT} ao erro introduzido pelo modelo de separação de componentes é relativamente baixa.

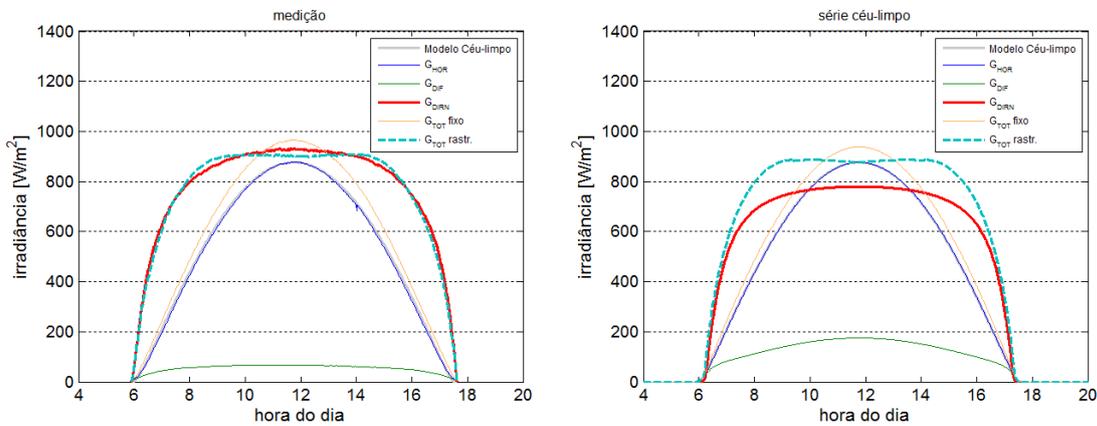


Figura 4.17 – Comparação das séries de irradiância para o dia 05/08/2013 no caso de Petrolina/2013

Algumas métricas foram selecionadas para avaliar o desempenho do modelo na geração das séries sintéticas de $G_{TOT/1-min}$ em todos os conjuntos de dados. As médias anuais da fração difusa da G_{HOR} (k_d) e de G_{DIRN} foram calculadas bem como os incrementos obtidos em G_{TOT} nos sistemas fixo e rastreado em relação a G_{HOR} , sendo os dois últimos de interesse por parte dos empreendedores de geração solar. A métrica KSI_{over} foi novamente utilizada para verificar a aderência das distribuições de frequência.

Neste ponto da avaliação cabe ressaltar uma distinção importante a ser realizada entre os conjuntos de dados. No caso de Petrolina/2012, Petrolina/2013 e Florianópolis/2013-2014 a transposição para o plano inclinado faz uso das medições de G_{DIRN} e G_{DIF} , ao passo que no caso dos demais conjuntos de dados as componentes são obtidas pela separação de G_{HOR} pelo modelo de ERBS *et al.*, tanto para as séries medidas quanto para simuladas. Assim, para as primeiros é possível avaliar de forma mais completa os possíveis efeitos

do combinado do uso de um modelo empírico de separação de componentes e do modelo de transposição. Para os demais conjuntos a avaliação se concentra na identificação de possíveis vieses associados à separação das componentes de séries de G_{HOR} medidas e sintéticas.

Os resultados, apresentados na tabela 4.7, mostram que para o caso dos conjuntos de dados PTR/2012, PTR/2013 e FLN/2013-2014 as séries sintéticas apresentam fração difusa superestimada e níveis de G_{DIRN} subestimados. No caso de G_{DIRN} parte das diferenças pode ser explicada por uma leve tendência de subestimar os níveis de G_{HOR} (média de -1,53% para os três conjuntos), já demonstrada na tabela 4.3, e parte pelo uso do modelo de separação adotado neste trabalho que parece estimar níveis de irradiância difusa mais altos do que os observados, em acordo com as evidências mostradas nas figuras 4.16 e 4.17 para o caso de PTR/2013. Consequência direta deste fato é a redução do nível de incremento calculado para a G_{TOT} em relação a G_{HOR} tanto para os sistemas fixos quanto para os sistemas com rastreamento. As métricas KSI_{over} também apresentaram valores piores para G_{TOT} do que os obtidos para a G_{HOR} , decorrentes basicamente das distorções ocasionadas pelos modelos usados na conversão da irradiância para o plano inclinado.

No caso dos demais conjuntos de dados os desvios observados em G_{DIRN} foram menores e também com viés negativo em relação aos obtidos com as séries medidas de G_{HOR} . Entretanto os valores foram mais próximos aos já verificados para a G_{HOR} (-1,2% para G_{DIRN} e -0,6% para G_{HOR}). As frações anuais de irradiância horizontal difusa obtidas com as séries sintéticas foram sempre maiores porém com desvios em geral muito pequenos. Os ganhos obtidos na G_{TOT} desta vez foram na maior parte dos casos maiores para as séries sintéticas. Os valores dos indicadores KSI_{over} se mantiveram na mesma faixa dos valores obtidos para as séries de G_{HOR} sugerindo que não ocorreram distorções significativas nas distribuições de frequências em G_{TOT} .

Tabela 4.7 – Comparações das séries de $G_{TOT/1-min}$ geradas com dados de medição e simulados

Localidade/Período	TIPO	k_d	G_{DIRN} [W/m ²]	$G_{TOT/1-min}$ sist. fixo		$G_{TOT/1-min}$ sist. rastr.	
		Fração Difusa		Ganho	KSI_{over} [%]	Ganho	KSI_{over} [%]
Petrolina/2012	REAL	0,40	446	4,3%	439	26,6%	612
	SINT	0,43	394	1,5%		22,4%	
	<i>Desvio</i>	0,03	-11,6%	-2,8%		-4,1%	
Petrolina/2013	REAL	0,38	485	4,2%	307	27,1%	343
	SINT	0,40	446	1,8%		24,4%	
	<i>Desvio</i>	0,02	-8,1%	-2,4%		-2,7%	
Florianópolis/2013-2014	REAL	0,46	327	7,7%	161	20,2%	186
	SINT	0,47	319	8,3%		22,1%	
	<i>Desvio</i>	0,01	-2,7%	0,7%		1,9%	
Brasília/2012	REAL	0,38	456	5,8%	207	24,1%	166
	SINT	0,38	456	5,6%		25,2%	
	<i>Desvio</i>	0,01	0,0%	-0,2%		1,2%	
Brasília/2013	REAL	0,39	438	4,4%	153	23,6%	111
	SINT	0,39	434	4,5%		24,7%	
	<i>Desvio</i>	0,00	-0,9%	0,0%		1,1%	
São Martinho da Serra/2012	REAL	0,34	481	10,2%	124	29,2%	150
	SINT	0,35	464	10,1%		29,0%	
	<i>Desvio</i>	0,02	-3,4%	-0,1%		-0,2%	
São Martinho da Serra/2013	REAL	0,34	469	6,8%	96	28,7%	91
	SINT	0,35	466	7,2%		29,0%	
	<i>Desvio</i>	0,01	-0,4%	0,4%		0,4%	
MG/2013	REAL	0,40	429	4,8%	88	23,8%	105
	SINT	0,40	423	4,7%		24,2%	
	<i>Desvio</i>	0,00	-1,4%	-0,1%		0,4%	
Campo Grande/2012	REAL	0,37	463	7,6%	274	25,0%	334
	SINT	0,37	470	7,5%		26,6%	
	<i>Desvio</i>	0,00	-1,0%	-0,1%		1,6%	
Média desvios		0,01	-3,3%	-0,5%	205	-0,1%	235

O passo seguinte foi avaliar o desempenho da metodologia em relação a reprodução das flutuações das séries temporais de G_{TOT} . A partir deste momento também se optou por realização a aplicação do modelo de filtragem de MARCOS *et al.* (2011) com o objetivo de estimar as variações da irradiância no plano inclinado equivalente percebida por usinas de portes maiores. A figura 4.18 apresenta os principais percentis de $|\Delta G_{TOT/1-min}|$ para centrais geradoras com montagem dos módulos em estruturas fixas e de diversos portes, conjunto de dados PTR/2013. A figura 4.19 apresenta os mesmos indicadores para o caso de sistemas com rastreamento.

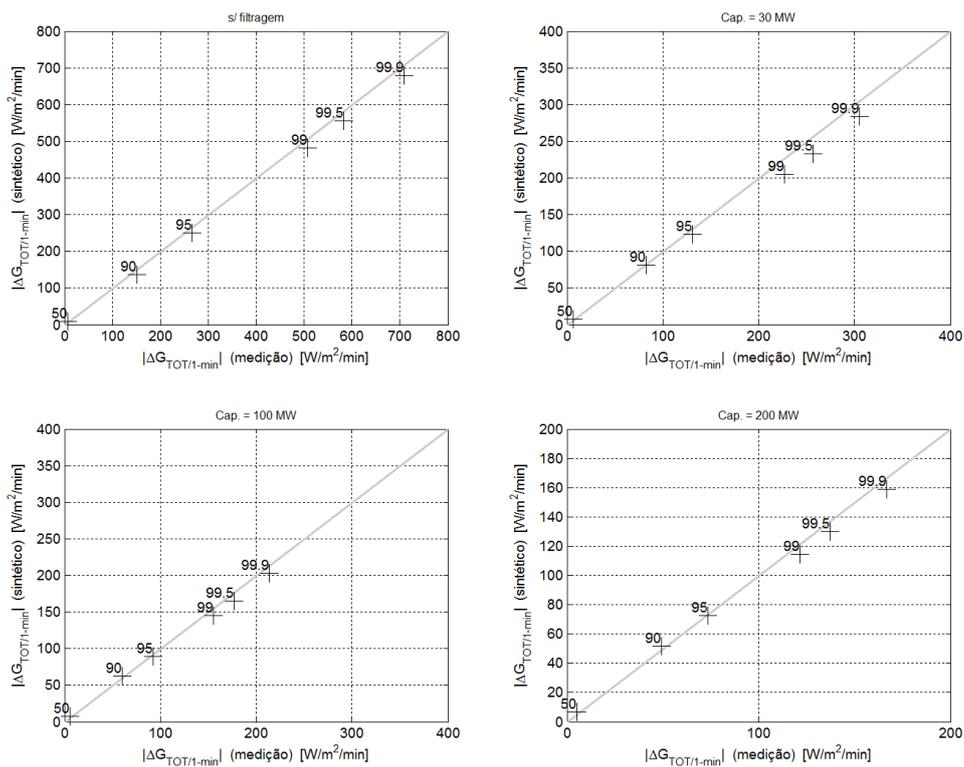


Figura 4.18 – Análise de percentis para $|\Delta G_{TOT/1-min}|$ em sistemas fixos de diversos portes para o conjunto de dados de Petrolina/2013

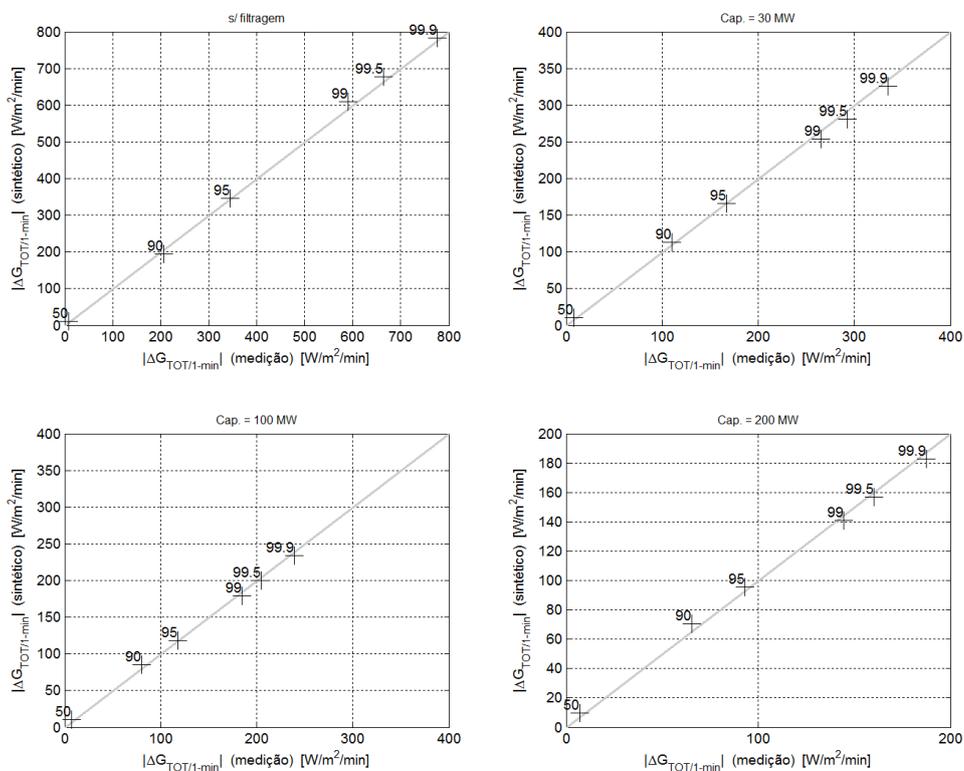


Figura 4.19 – Análise de percentis para $|\Delta G_{TOT/1-min}|$ em sistemas rastreados de diversos portes para o conjunto de dados de Petrolina/2013

Os níveis de intermitência foram reproduzidos de forma satisfatória para os dois tipos de montagem e para as séries de irradiância total equivalente para usinas de 30, 100 e 200 MW, bem como para o caso sem filtragem. Em função destes resultados aplicou-se o mesmo procedimento de avaliação aos demais conjuntos de dados, tendo sido selecionados os percentis P90 e P99 e os casos extremos sem filtragem e com filtragem equivalente a uma usina de 200 MW para a compilação da tabela 4.8.

Tabela 4.8 – Percentis selecionados de $|\Delta G_{TOT/1-min}|$ para sistemas pequenos e de 200 MW

Localidade/Período	TIPO	$ \Delta G_{TOT/1-min} $ s/ filtragem [W/m ²]				$ \Delta G_{TOT/1-min} $ Cap. = 200 MW [W/m ²]			
		Sist. Fixo		Sist. Rastr.		Sist. Fixo		Sist. Rastr.	
		P90	P99	P90	P99	P90	P99	P90	P99
Petrolina/2012	REAL	145,6	499,4	203,8	584,2	47,0	118,7	62,9	140,6
	SINT	130,1	472,0	185,7	602,2	49,4	112,7	68,5	139,4
	<i>Desvio</i>	-10,6%	-5,5%	-8,9%	3,1%	5,1%	-5,1%	8,8%	-0,9%
Petrolina/2013	REAL	150,6	507,2	206,9	591,0	49,2	121,6	65,3	144,6
	SINT	136,9	481,6	194,6	609,2	51,5	114,5	70,6	141,1
	<i>Desvio</i>	-9,1%	-5,1%	-6,0%	3,1%	4,5%	-5,9%	8,1%	-2,4%
Florianópolis/2013-2014	REAL	86,9	408,3	110,2	459,5	32,4	103,1	40,2	114,7
	SINT	123,4	521,7	152,4	587,2	52,2	125,2	62,6	139,6
	<i>Desvio</i>	42,0%	27,8%	38,3%	27,8%	60,8%	21,4%	55,5%	21,6%
Brasília/2012	REAL	100,6	520,5	134,6	574,1	44,8	132,6	58,2	145,7
	SINT	117,3	486,3	156,7	584,9	48,7	117,4	63,3	137,6
	<i>Desvio</i>	16,5%	-6,6%	16,5%	1,9%	8,7%	-11,5%	8,9%	-5,5%
Brasília/2013	REAL	105,6	526,0	143,1	590,4	46,3	135,0	60,5	151,3
	SINT	115,9	494,1	157,2	606,1	48,9	119,1	64,7	142,6
	<i>Desvio</i>	9,7%	-6,1%	9,8%	2,7%	5,4%	-11,8%	7,0%	-5,7%
São Martinho da Serra/2012	REAL	72,9	466,0	91,8	551,4	31,4	117,7	39,7	133,6
	SINT	80,5	470,7	101,5	549,1	40,0	115,2	49,7	132,5
	<i>Desvio</i>	10,5%	1,0%	10,6%	-0,4%	27,3%	-2,1%	25,1%	-0,8%
São Martinho da Serra/2013	REAL	88,1	509,6	115,0	589,0	36,9	126,7	47,6	143,5
	SINT	91,0	504,9	119,3	594,6	43,9	122,6	56,3	141,9
	<i>Desvio</i>	3,2%	-0,9%	3,7%	1,0%	18,9%	-3,3%	18,2%	-1,1%
Localidade MG/2013	REAL	99,1	470,5	133,0	557,8	42,1	123,9	56,3	144,1
	SINT	115,6	483,3	157,3	595,2	48,2	116,6	63,8	140,5
	<i>Desvio</i>	16,6%	2,7%	18,2%	6,7%	14,5%	-5,9%	13,4%	-2,5%
Campo Grande/2012	REAL	100,8	509,9	132,1	590,0	42,1	130,2	54,8	148,6
	SINT	108,7	486,9	144,7	585,0	47,1	117,1	61,1	137,7
	<i>Desvio</i>	7,9%	-4,5%	9,5%	-0,8%	11,9%	-10,1%	11,4%	-7,3%
Média desvios		9,6%	0,3%	10,2%	5,0%	17,4%	-3,8%	17,4%	-0,5%
Média desvios s/ FLN		5,6%	-3,1%	6,7%	2,1%	12,0%	-7,0%	12,6%	-3,3%

No caso das séries da G_{TOT} , sem aplicação de filtragem, os desvios dos percentis das rampas se mantiveram aproximadamente nos mesmos níveis ou então abaixo dos desvios observados nos percentis de rampas da G_{HOR} . Excluído o conjunto FLN/2013-2014, o desvio médio absoluto em P90 para $|\Delta G_{HOR/1-min}|$ foi de 10,5% para sistema fixo e de 10,4% para sistemas com rastreamento, enquanto para $|\Delta G_{HOR/1-min}|$ o mesmo cálculo revelou um desvio de 10,2%. Com filtragem equivalente a capacidade instalada de 200 MW, o mesmo cálculo levou a um desvio de 12,1% em sistemas fixos e 12,8% em sistemas com rastreador sendo que os maiores desvios foram apresentados para a localidade de São Martinho da Serra.

4.4 Séries temporais da potência gerada em plantas FV

De posse das séries de irradiância no plano inclinado o passo final para obtenção das séries temporais da potência disponibilizadas pelas centrais geradoras fotovoltaicas é a aplicação do modelo de conversão da irradiância em potência elétrica. O modelo simplificado descrito na seção 3.5 foi aplicado às séries de G_{TOT} obtidas para o conjunto de dados PTR/2013. Curvas de duração das rampas de potência semelhantes às apresentadas em TRUEBLOOD *et al.* (2013) são mostradas na figura 4.20 para as resoluções temporais de 1, 10 e 60 minutos. O uso das escala logarítmica no eixo x possibilita melhor destaque às rampas de maior magnitude que são menos frequentes. Nesta etapa do processo de validação das séries de potência gerada a restrição de elevação solar mínima de 10° foi removida de modo a considerar todo o período diurno.

Para a resolução temporal de 1 minuto a metodologia apresentou bom desempenho na reprodução das rampas em quase todas as faixas, com perda de desempenho no caso da série de potência sem filtragem em percentis maiores do que P95 em sistema com rastreamento. Para a escala de 10 minutos, assim como ocorreu nas séries de $G_{TOT/1-min}$, os desempenhos foram inferiores, com acentuada tendência em produzir séries com variabilidade maior do que a verificada com séries oriundas de medição. No caso das séries integralizadas em 60 minutos o comportamento dinâmico da irradiância passa a sofrer forte influência da parcela previsível de variabilidade da irradiância, referente ao ciclo diário de movimento aparente do sol, e por isso o desempenho novamente atinge níveis satisfatórios.

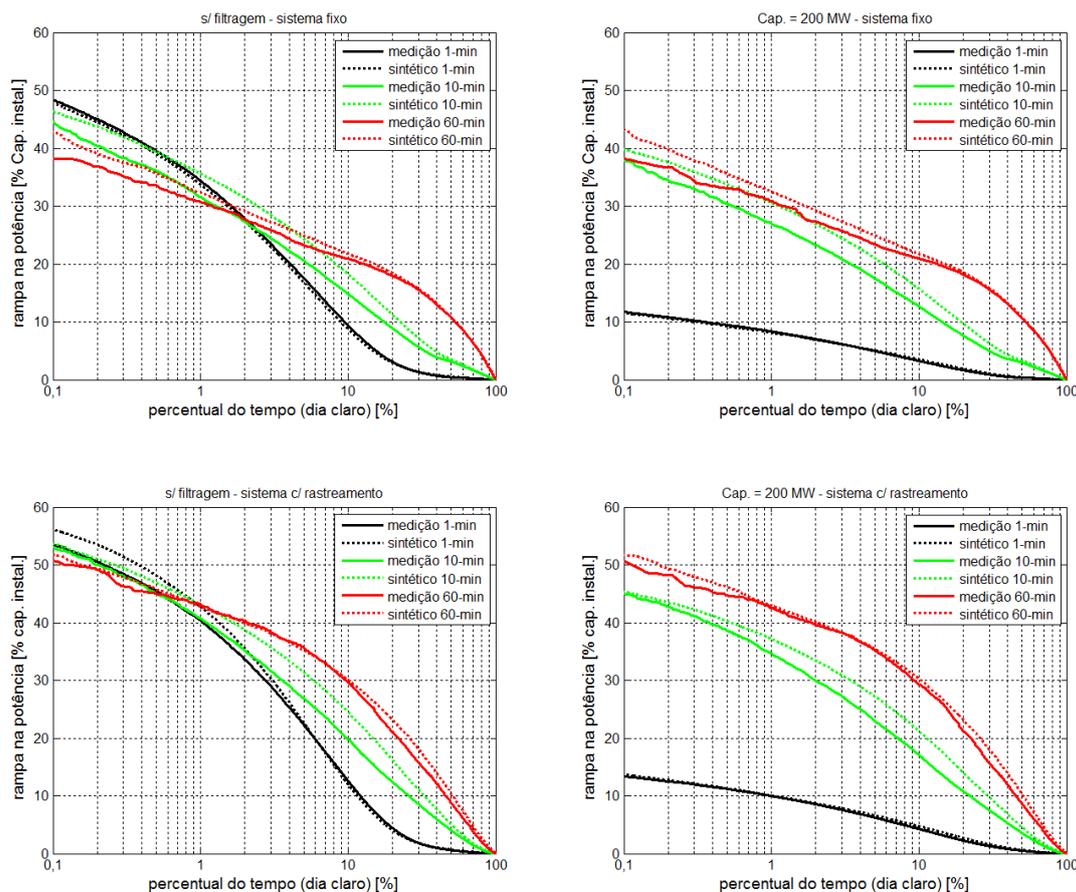


Figura 4.20 – Curvas de duração das variações na potência gerada para escalas de tempo de 1, 10 e 60 minutos nos casos sem filtragem e filtragem equivalente a uma central geradora de 200 MW

Este tipo de gráfico permite verificar, por exemplo, que nas condições de irradiância de Petrolina em 2013 as rampas de 1 minuto maiores do que 20% da capacidade nominal de geradores pequenos ocorrem em 4% do tempo para sistemas fixos e em 6% do tempo de dia claro para sistemas com rastreamento. Para um tempo total de dia claro de 240.000 minutos de dias claro, isso significa em torno de 9.600 eventos deste tipo no primeiro caso e 14.400 no segundo caso com um incremento de 50% na frequência.

As figuras 4.21 e 4.22 permitem visualizar, de forma compacta, o desempenho da metodologia para todos os conjuntos de dados testados. As tendências de desvios nos percentis de rampas verificadas nas etapas de validação das séries de G_{HOR} e G_{TOT} se repetem no caso das séries de potência gerada.

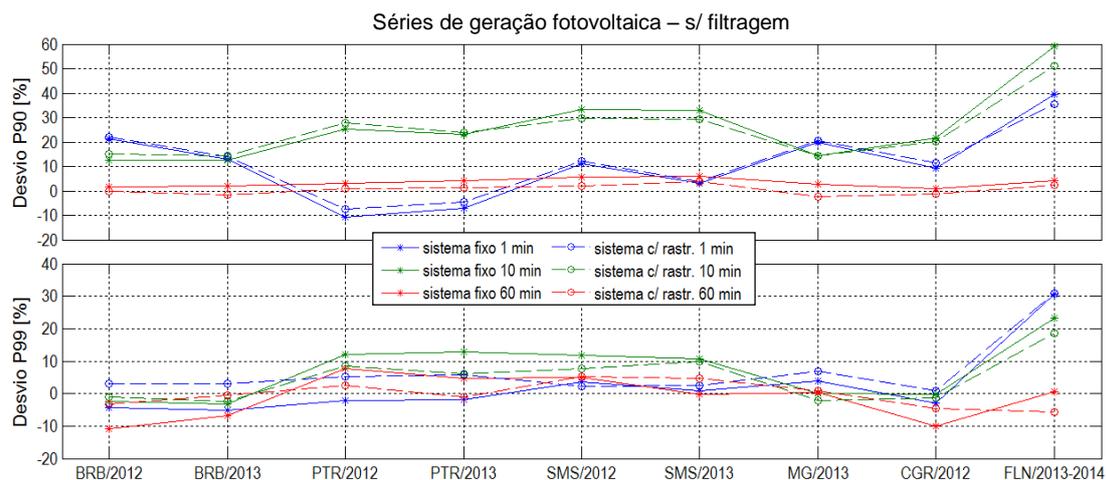


Figura 4.21 – Desvios das estimativas de P90 e P99 das rampas de 1 minuto na potência para o caso sem filtragem

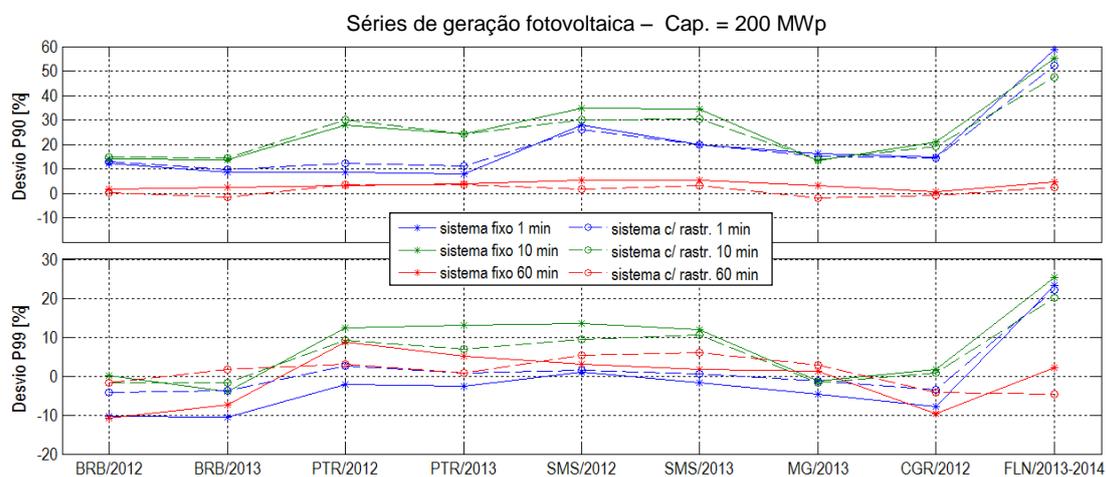


Figura 4.22 – Desvios das estimativas de P90 e P99 das rampas de 1 minuto na potência para o caso com equivalente a uma usina de 200 MW_p

Em relação aos fatores de capacidade calculados através da metodologia foram verificados os desvios mostrados na figura 4.23. Os maiores desvios, da ordem de 4 a 5% foram verificados nos conjuntos de dados de Petrolina e são causados principalmente pelo desajuste do modelo de separação de componentes em relação ao que se verifica através de medição e que impacta na estimativa realizada para as séries de G_{TOT} .

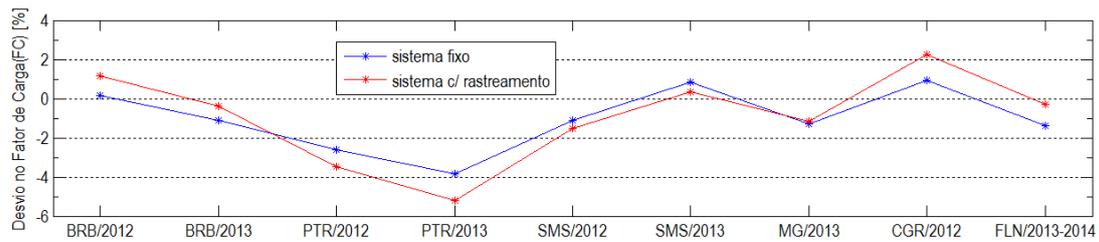


Figura 4.23 – Comparações entre os fatores de capacidade calculados a partir de séries medidas e sintéticas

4.5 Desempenho com o uso do modelo de céu claro Ineichen

Esta seção apresenta os resultados de alguns testes realizados com o objetivo de verificar os efeitos do uso de um modelo de céu claro sem a calibração efetuada através de dados de medição. O modelo Ineichen, em conjunto com os dados de turbidez de REMUND (2003), foi utilizado em lugar do modelo Haurwitz manualmente ajustado. Foram utilizadas séries sintéticas de índice de céu claro idênticas em ambos os casos e já avaliadas nas seções anteriores.

O primeiro passo foi verificar eventuais diferenças nos modelos de céu claro em termos da integral da própria $G_{HOR-céu\ claro}$. A figura 4.24 mostra que nos conjuntos de dados de BRB/2013, SMS/2012, SMS/2013 e CGR/2012 o modelo Ineichen apresenta desvios negativos de até aproximadamente 4%, enquanto nos demais conjuntos os desvios são positivos e limitados a 2%.

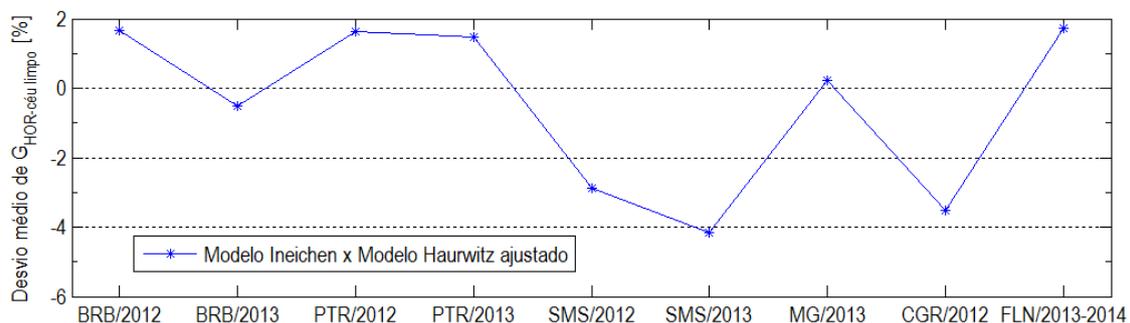


Figura 4.24 – Comparativo da integral anual de $G_{HOR-céu\ claro}$ para dois modelos de irradiância de céu claro

A figura 4.25 demonstra que em termos absolutos a substituição do modelo de céu claro em alguns casos provocou maior desvio em relação aos dados de medição de G_{HOR} e em outros menor desvio. Por questões de proporcionalidade, as maiores diferenças foram

verificadas em SMS/2012, SMS/2013 e CGR/2012 e estão em linha com o que já foi apresentado na figura 4.24.

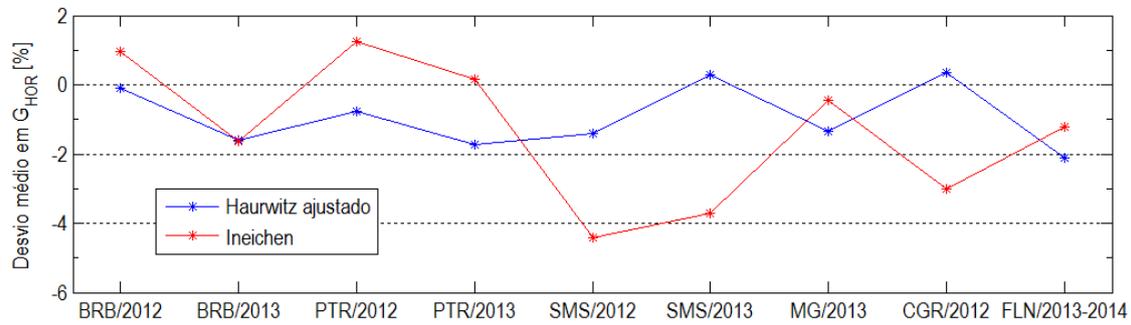


Figura 4.25 – Comparação dos desvios no valor médio de G_{HOR} em dois modelos de céu claro

Os desvios obtidos nos ganhos apresentados em G_{TOT} em relação a G_{HOR} para sistemas fixos e com rastreamento também foram calculados e são apresentados nas figuras 4.26 e 4.27. De modo geral, a substituição dos modelos provocou uma redução nas estimativas de ganho. As diferenças entre as séries de céu claro, apesar da aplicação de séries idênticas de k_c , fizeram com que o modelo de separação de componentes apresentasse resultado distinto nos dois casos. A tendência verificada foi de redução nas estimativas de G_{DIRN} , como pode ser confirmado através da figura 4.28, e consequentemente da G_{TOT} . Os resultados obtidos indicam que o uso de um modelo de separação de componentes que depende apenas de k_t torna os resultados das simulações de sistemas com rastreamento muito sensíveis aos níveis de $G_{HOR-céu\ claro}$ do modelo de céu claro utilizado.

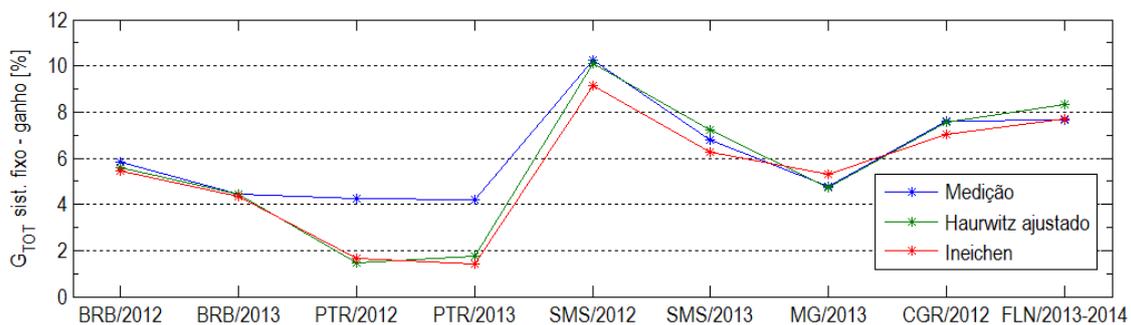


Figura 4.26 – Comparativo do ganho obtido na G_{TOT} em relação a G_{HOR} para sistemas fixos

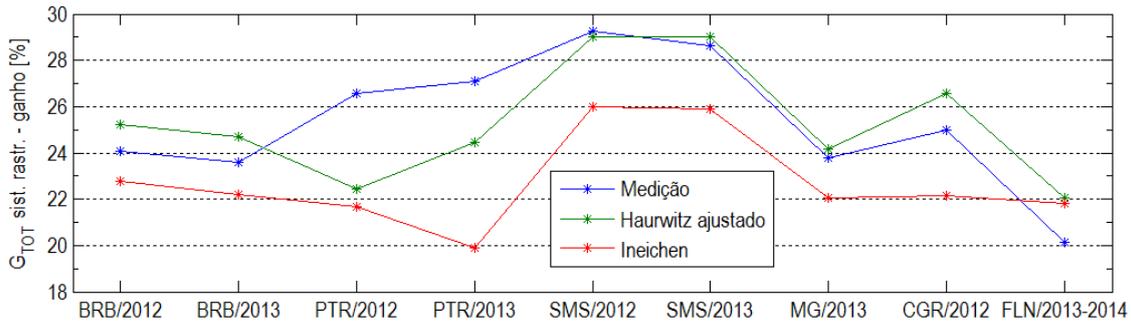


Figura 4.27 – Comparativo do ganho obtido na G_{TOT} em relação a G_{HOR} para sistemas com rastreamento

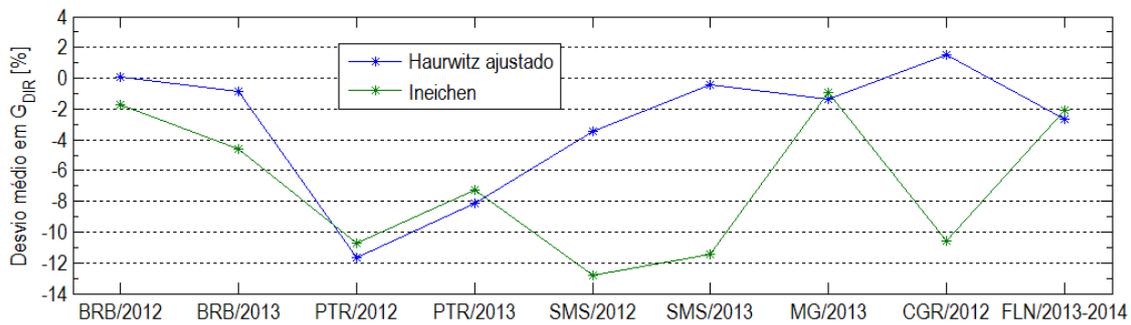


Figura 4.28 – Desvios médios em G_{DIRN} para dois modelos de céu claro

A partir deste ponto o foco da análise são as séries da potência gerada. Os desvios apresentados nas estimativas de fatores de capacidade são mostrados na figura 4.29. Conforme esperado, as tendências verificadas em G_{TOT} foram mantidas. As maiores discrepâncias foram verificadas no caso dos sistemas com rastreamento, em que a tendência geral, exceto pelo caso de FLN/2013-2014, foi no sentido de ampliar os desvios negativos nos fatores de capacidade. Apesar disso, a média dos desvios absolutos em todos os conjuntos de dados foi de apenas 2,26% para o caso de sistemas fixos e de 4,28% para os sistemas com rastreamento.

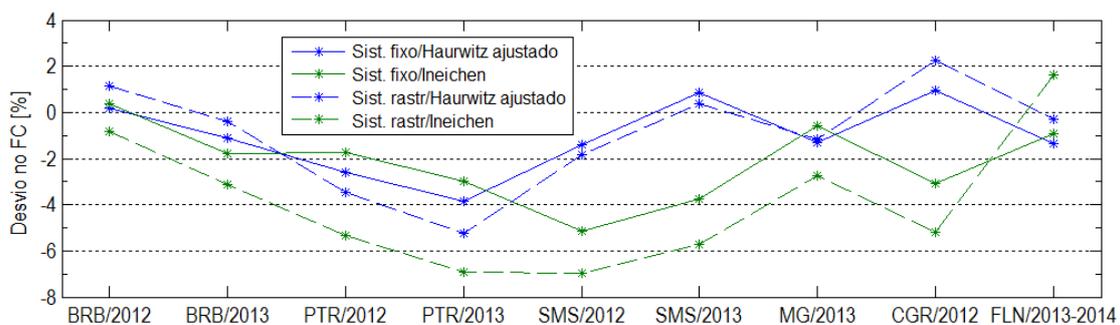


Figura 4.29 – Comparações entre fatores de capacidade estimados a partir de séries medidas e sintéticas

A figura 4.30 apresenta os desvios obtidos para a primeira métrica de variabilidade a ser testada nesta seção. A exceção dos conjuntos de Petrolina, os desvios médios anuais de $VI_{diário}$ das séries sintéticas em relação a medição, em termos absolutos, foram reduzidos. O desvio no conjunto FLN/2013-2014 se manteve em nível elevado e os demais ficaram confinados no intervalo de $\pm 10\%$. Além disso, destaca-se a tendência geral de redução na variabilidade das séries de G_{HOR} quando ocorre a substituição do modelo de céu claro.

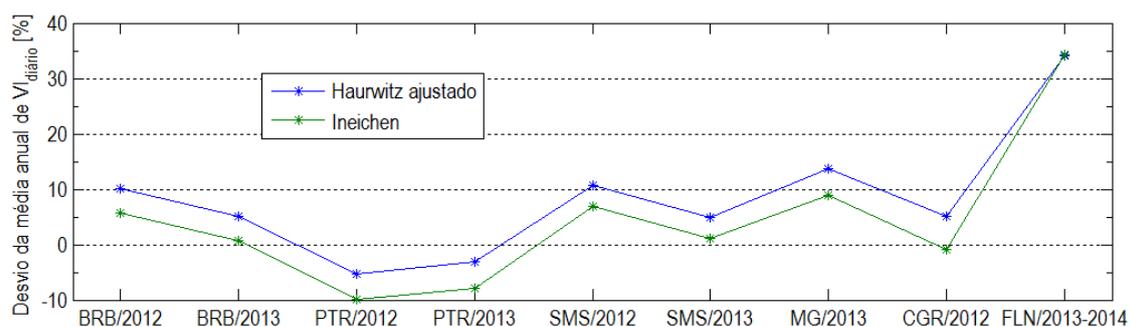


Figura 4.30 – Comparações entre os valores de $VI_{diário}$ estimados a partir de séries medidas e sintéticas

As estimativas dos percentis P90 das séries de rampas absolutas de 1 minuto para a potência gerada também foram calculadas com o modelo Ineichen. As figuras 4.31 e 4.32 mostram os resultados para as séries sem filtragem e com filtragem equivalente a capacidade instalada de $200 MW_p$, respectivamente. Assim como verificado no caso de $VI_{diário}$, a substituição do modelo provocou a redução dos desvios em relação aos dados de medição na maioria dos conjuntos de dados. A metodologia apresentou tendência geral de superestimar os valores de P90 e o efeito da substituição do modelo de céu claro foi no sentido de reduzir a variabilidade das séries. O desvio absoluto médio da estimativa P90 para os oito conjuntos de dados (excluindo FLN/2013-2014), caso sem filtragem, passou de 11,7% para 10,3% no caso do sistema fixo e de 11,8% para 9,4% no caso do sistema com rastreamento. Para sistemas de $200 MW_p$, o desvio médio passou de 14,3% para 13,1% para sistema fixo e de 15% para 10,9% com sistema rastreado.

Através de um conjunto resumido de testes foi verificada a sensibilidade da metodologia ao modelo de irradiância de céu claro utilizado. De forma geral, a substituição do modelo calibrado por um modelo que faz uso de mapas médios mensais de turbidez não degradou de forma significativa as principais métricas avaliadas neste trabalho. Os maiores desvios foram verificados em relação às métricas de energia, principalmente no caso de sistemas com rastreamento, e são reflexo da combinação das séries geradas sinteticamente e o

modelo de separação de componentes da G_{HOR} adotado neste trabalho. No caso das métricas de variabilidade, como o viés principal foi de redução da variabilidade das séries, os desvios apresentados foram no sentido de melhorar as estimativas das mesmas.

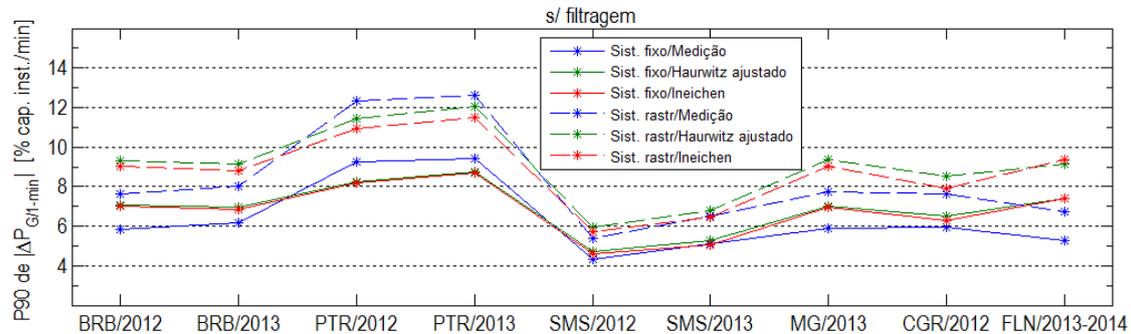


Figura 4.31 – Comparações entre as estimativas de P90 das rampas de 1 minuto na potência para o caso sem filtragem

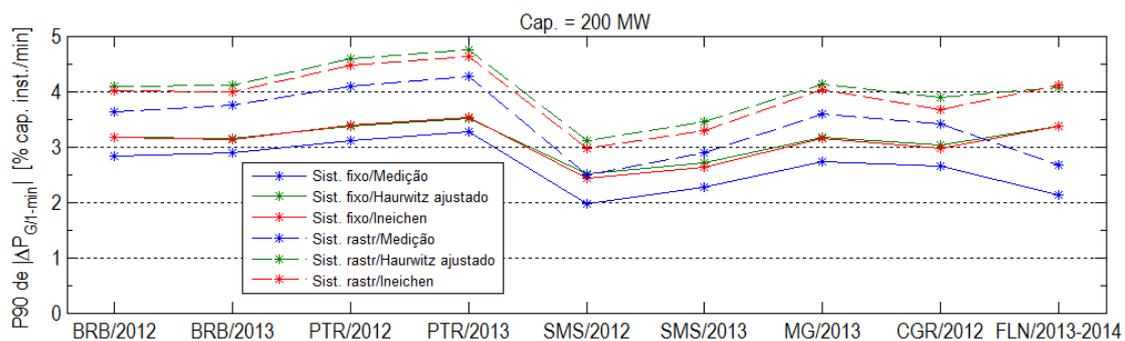


Figura 4.32 – Comparações entre as estimativas de P90 das rampas de 1 minuto na potência para o caso com filtragem equivalente a uma usina de 200 MW_p

4.6 Comentários finais

De modo geral se verificou que a metodologia proposta apresentou resultados satisfatórios na reprodução das características estatísticas das séries de $G_{HOR/1-min}$ observadas. As análises realizadas sugerem boa concordância nos valores médios de irradiância global e no formato da distribuição de frequência. As estimativas obtidas para as métricas de variabilidade também apresentaram boa concordância porém com maior dispersão em torno dos valores observados.

A metodologia apresentou dificuldades para a geração de perfis diários de variabilidade nos extremos. As estimativas obtidas para Petrolina, que apresentou os maiores níveis de

intermitência dentre os locais estudados, sugerem que as métricas de variabilidade podem estar enviesadas no sentido de subestimar seus valores reais nos locais com maior flutuação na irradiância. Já os resultados obtidos para Florianópolis mostraram que o algoritmo de classificação de nuvens pode apresentar erros em alguns pontos do mapa, particularmente em regiões de interface água/continente. Estes erros causaram pouco impacto nas estimativas de níveis de irradiância porém provocaram desvios excessivos para as métricas de variabilidade.

A integralização das séries de $G_{HOR/1-min}$ para as escalas de 10 e 60 minutos produziu séries sintéticas com boa reprodução do formato das distribuições dos dados observados, porém com maior nível de flutuação no caso da escala de 10 minutos. As séries com escala de 60 minutos, de maior uso em simulações da energia gerada em usina FV por empreendedores, apresentaram bom nível de reprodução da distribuição de frequência dos valores de G_{HOR} de acordo com os resultados do teste estatístico utilizado.

Os resultados obtidos para G_{TOT} , em particular nos casos de sistemas rastreados, se mostraram dependentes do desempenho do modelo de separação de componentes da irradiância. Embora limitada a um conjunto bastante restrito de localidades (Petrolina e Florianópolis), as análises considerando a medição de outras componentes da irradiância sugerem que o modelo de Erbs, quando aplicado às séries de G_{HOR} com escala de 1 minuto, superestima os níveis de irradiância difusa. Os desvios apresentados foram maiores para métricas de intensidade da irradiância. As métricas de variabilidade preservaram as tendências já observadas nas séries de G_{HOR} .

As séries da potência gerada em usinas FV produziram estimativas para os fatores de capacidade que seguiram as tendências observadas nas séries de G_{HOR} e G_{TOT} . Os desvios apresentados entre as estimativas calculadas com base em séries simuladas e observadas de irradiância permaneceram limitados a uma estreita faixa de +2 a -5%. Os desvios nos níveis de variabilidade das séries para diversos portes de geradores seguiram as tendências apresentadas para as métricas de variabilidade das séries de irradiância.

O desempenho da metodologia para o caso em que não se dispõe de um modelo de céu claro ajustado localmente foi testado através do uso do modelo de Ineichen. Os resultados permitiram avaliar o nível de sensibilidade da metodologia ao modelo de céu claro utilizado. Parte das métricas avaliadas apresentaram menores desvios, em particular

métricas de variabilidade, e parte apresentou leve degradação no desempenho, principalmente métricas de energia.

Os resultados obtidos sugerem ser viável a utilização da metodologia proposta em conjunto com o modelo de céu claro de Ineichen com mapas de turbidez típica de REMUND (2003) na execução de um exercício de caracterização do recurso solar brasileiro para geração fotovoltaica.

Capítulo 5

Caracterização do recurso solar brasileiro

Os resultados obtidos na etapa de validação encorajaram a aplicação da metodologia na avaliação do recurso solar para geração fotovoltaica em todo o território nacional. Foram geradas séries para os anos de 2012 e 2013 utilizando uma amostragem de 1 para cada 12 *pixels* disponíveis nas imagens de classificação de nuvens do CPTEC/INPE tanto no eixo norte-sul como no eixo leste-oeste, totalizando 3124 *pixels* simulados que representam 0,7% do total de pontos. As métricas selecionadas para apresentar os resultados na forma de mapas anuais foram: irradiação global, irradiação total, média de $VI_{diário}$, fator de capacidade, média diária do número de rampas no intervalo de 1 minuto acima de 5%, 10%, 20% e 30% da capacidade do gerador em valor absoluto nos casos sem filtragem (sistemas menores), com filtragem para 30 MW_p, 100MW_p e 200 MW_p.

De forma semelhante ao procedimento realizado na etapa anterior, foram geradas 10 séries sintéticas de $G_{HOR/1-min}$ para cada dia em cada uma das localidades amostradas. Os modelos adotados neste trabalho foram aplicados na sequência tendo sido armazenados apenas os valores médios das métricas para cada dia que ao final foram processados para cálculo das estimativas anuais, conforme o caso. As simulações foram realizadas considerando todo o período diurno.

5.1 Potencial de geração fotovoltaica

5.1.1 Modelo de céu claro

As simulações fizeram uso do modelo de céu claro Ineichen com fatores de turbidez mensais típicos disponibilizados por REMUND (2003). Uma vez que os níveis mensais

de turbidez em cada localidade podem sofrer variações interanuais, o uso deste modelo tanto para 2012 como para 2013 introduz uma aproximação adicional que pode influenciar no desempenho da metodologia, a depender do seu grau de ajustamento do em cada localidade simulada. A figura 5.1 apresenta um mapa com os níveis de irradiação global do modelo de céu claro. Tal mapa representa uma aproximação de qual seria o recurso solar ao se desconsiderar completamente a presença das nuvens. Assim, reflete de forma combinada a influência da geometria entre sol e superfície horizontal em cada ponto do mapa e os níveis locais de transparência da atmosfera (turbidez).

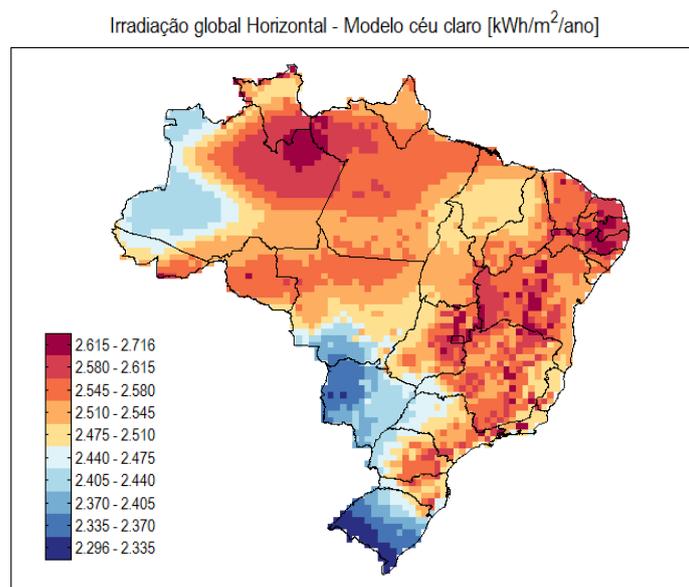


Figura 5.1 – Mapa da irradiação global horizontal para o modelo de céu claro

Neste cenário sem a presença de nuvens, a média de irradiação obtida para os pontos simulados foi de 2.521 kW/m²/ano, com mínima de 2.296 kW/m²/ano (-8,9 % em relação à média) e máxima de 2.716 kW/m²/ano (+7,72 % em relação à média). Os menores valores são obtidos nos estados do Rio Grande do Sul, Mato Grosso do Sul e oeste do Amazonas. Os maiores valores são obtidos em estados do Nordeste, Minas Gerais e na região próxima a linha do Equador.

5.1.2 Irradiação global horizontal e no plano inclinado

A seguir são apresentados os resultados para o cálculo da irradiação global horizontal. As figuras 5.2 e 5.3 apresentam uma estimativa dos valores para os anos de 2012 e 2013, respectivamente.

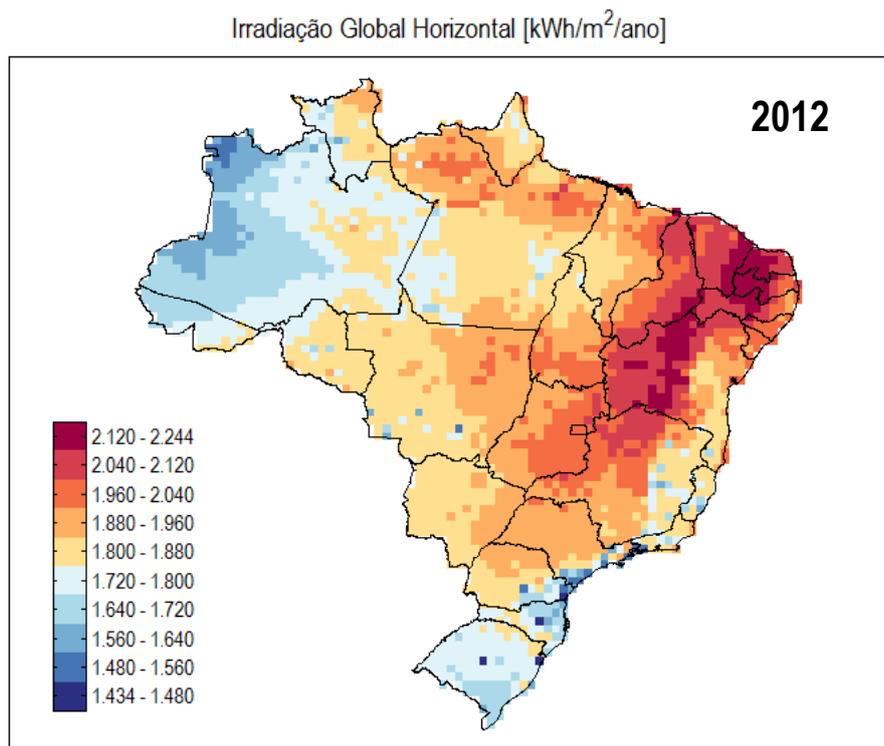


Figura 5.2 – Mapa da estimativa de irradiação global horizontal para o ano de 2012

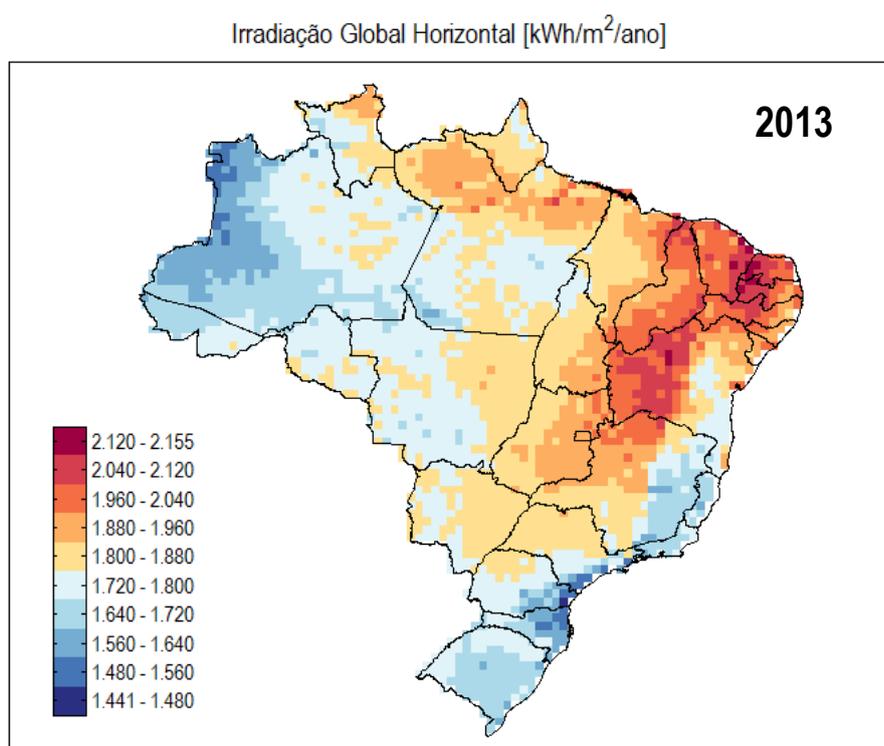


Figura 5.3 – Mapa da estimativa de irradiação global horizontal para o ano de 2013

A média nacional obtida para o total de irradiação global horizontal em 2012 foi de 1.868 kWh/m²/ano. Para o ano de 2013 a média de todas as estimativas foi de 1.811 kWh/m²/ano, portanto, uma variação negativa de aproximadamente 3% de um ano para o outro. Tal variação, detectável na inspeção visual dos mapas, ocorreu de forma generalizada e é consistente com os padrões de variações interanuais verificados por PEREIRA *et al.* (2006). Os valores mínimos para os dois períodos estão na faixa de 1.450 kWh/m²/ano e o máximo no entorno de 2.200 kWh/m²/ano.

A figura 5.4 apresenta o mapa com o valor médio da irradiação para os dois anos simulados. Embora não represente uma estimativa de longo prazo do recurso solar brasileiro, verifica-se, por inspeção visual, boa concordância em termos de integral da irradiância dos resultados com alguns dos melhores mapas disponíveis na literatura e elaborados com base em períodos de tempo maiores. A figura 5.5 apresenta dois exemplos de mapas deste tipo.

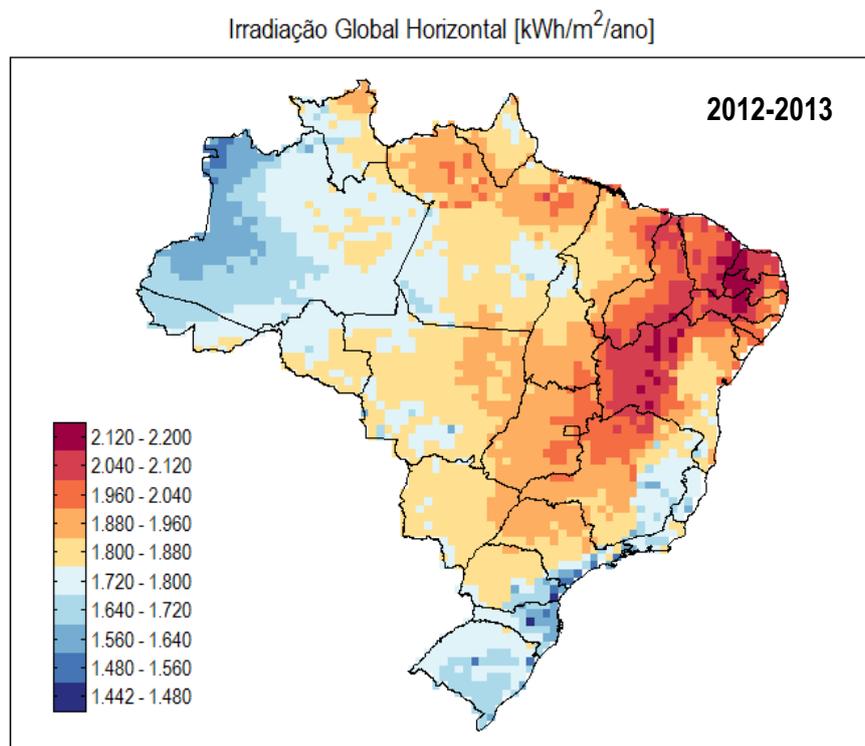


Figura 5.4 – Mapa com estimativas da irradiação global horizontal para o período 2012-2013

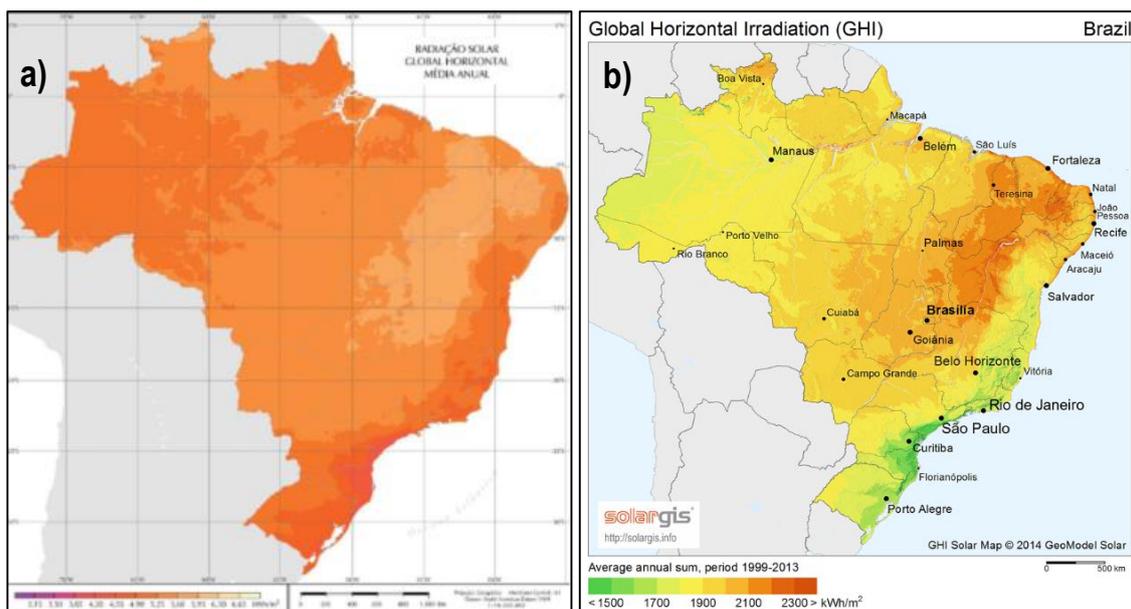


Figura 5.5 – Mapas de irradiação global de a) PEREIRA *et al.* (2006) e b) SOLARGIS⁶

A razão entre os valores dos mapas de irradiação das figuras 5.4 e 5.1 permitem estimar os valores médios anuais do índice de céu claro. A figura 5.6 apresenta um mapa com os resultados obtidos por este cálculo. Esta visualização permite avaliar o decréscimo dos níveis de irradiação na superfície ocasionado pelas características das nuvens presentes em cada localidade.

A figura 5.7 apresenta uma forma alternativa de visualização dos mapas das figuras 5.4 e 5.6, normalizados pelos valores médios entre todos os pontos, de 1.840 kWh/m²/ano e 0,74, respectivamente. É possível observar que a irradiação de partida, calculada pelo modelo de céu claro, está acima da média nacional em parte da região Nordeste, no Estado de Minas Gerais e em áreas da região Norte mais próximas do Equador. Os estados do Rio Grande do Sul e Mato Grosso do Sul se destacam por ter valores até a faixa de 8% abaixo da média nacional. Por outro lado, as características de nebulosidade determinam um índice de céu claro mais favorável à geração solar em praticamente toda a região Nordeste, na maior parte da região Centro-oeste e partes dos estados de Minas Gerais e São Paulo. Trechos da região leste dos estados de Santa Catarina e Paraná, bem como o

⁶ Mapa de irradiação global anual para o Brasil produzido por GeoModel Solar, disponível gratuitamente no site da ferramenta SOLARGIS. Endereço: < <http://solargis.info/>>. Acesso em janeiro de 2015.

sul de São Paulo e todo o estado do Amazonas se destacam por apresentar as maiores atenuações da irradiação pelo perfil de nebulosidade local.

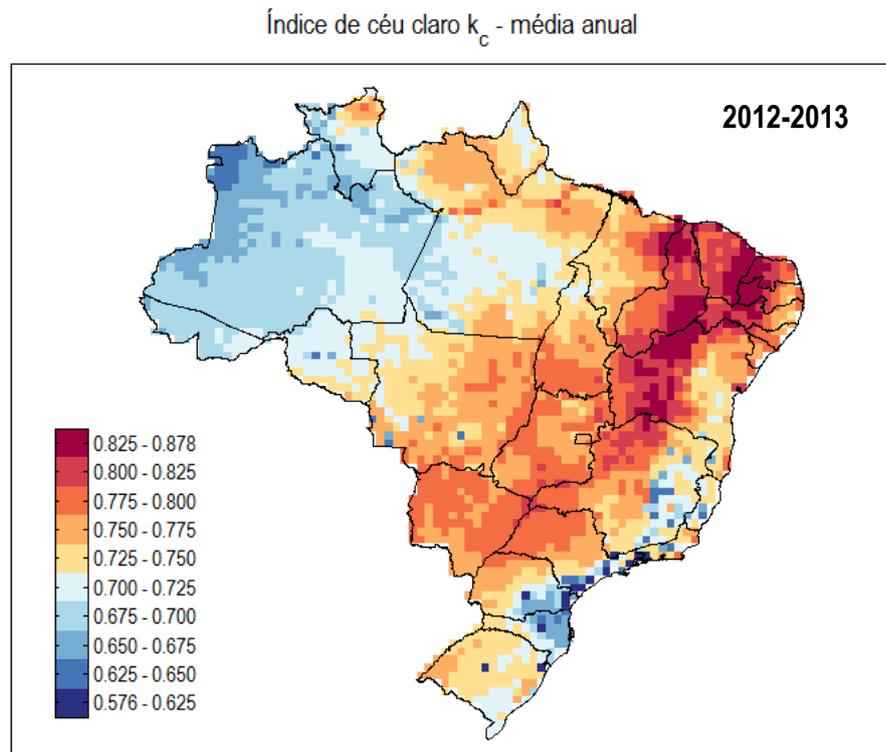


Figura 5.6 – Mapa de estimativas do índice de céu claro médio para o período 2012-2013

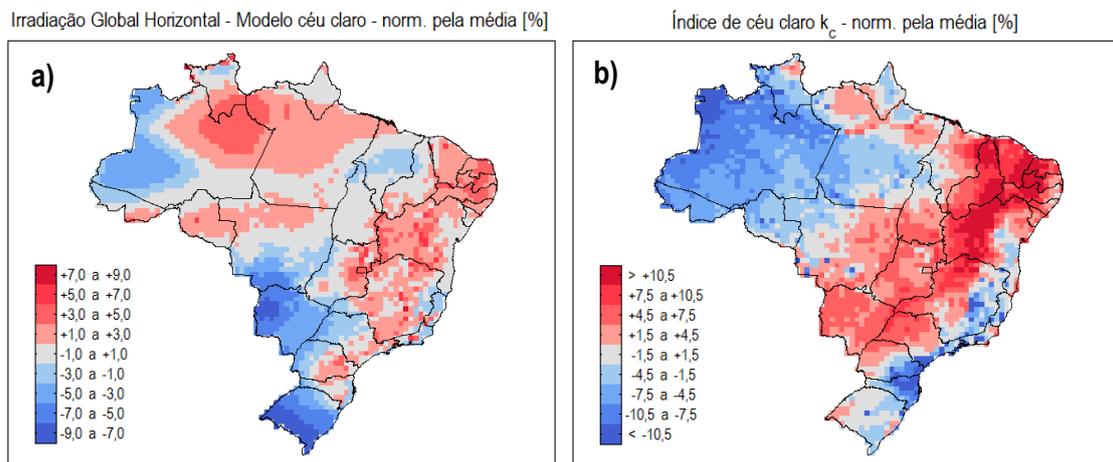


Figura 5.7 – Mapas anuais de a) irradiação de céu claro e b) índice de céu claro (2012-2013) normalizados pela média

Por fim são apresentados na figura 5.8 os mapas com as estimativas obtidas para a irradiação no plano inclinado tanto para o caso de sistemas fixos inclinados no ângulo da

latitude (ou 10°, o que for maior) quanto para o caso de sistemas com rastreamento horizontal no eixo norte-sul.

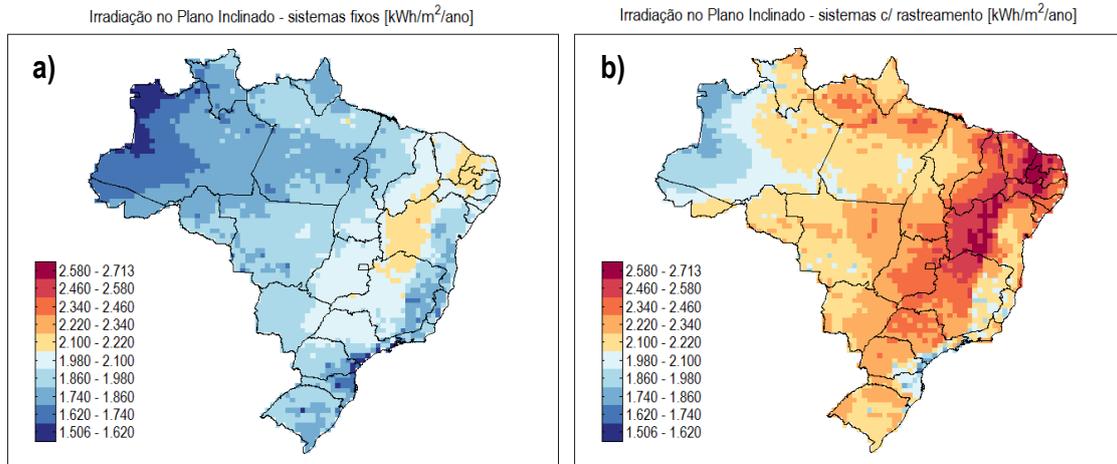


Figura 5.8 – Mapa da estimativas de irradiação total para o período 2012-2013

5.1.3 Fatores de capacidade

Com o uso do modelo de geração fotovoltaica adotado neste trabalho e descrito anteriormente no capítulo 2 foram calculados fatores de capacidade tanto para sistemas fixos como para sistemas com rastreamento horizontal. As figuras 5.9 e 5.10 apresentam os resultados para os anos de 2012 e 2013, respectivamente.

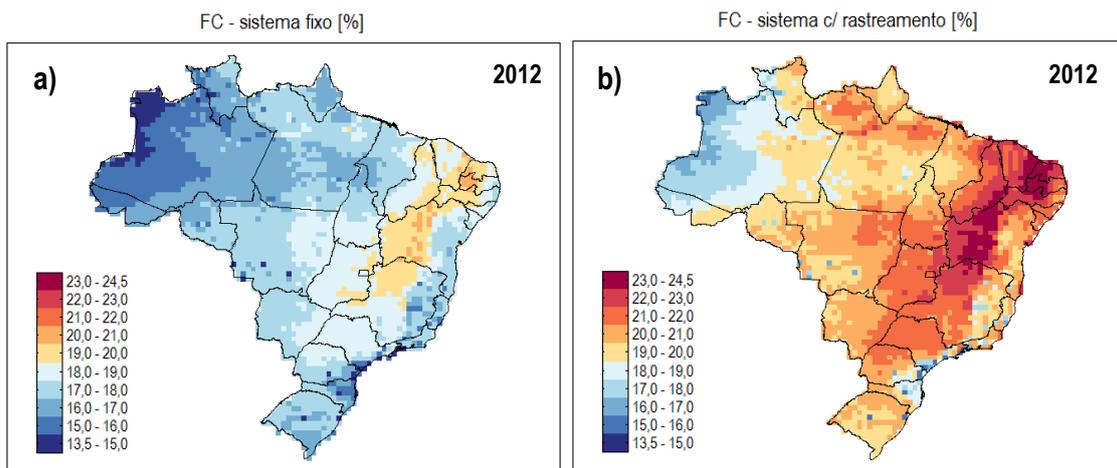


Figura 5.9 – Fatores de capacidade estimados para o período 2012 para a) sistemas fixos e b) sistemas com rastreamento

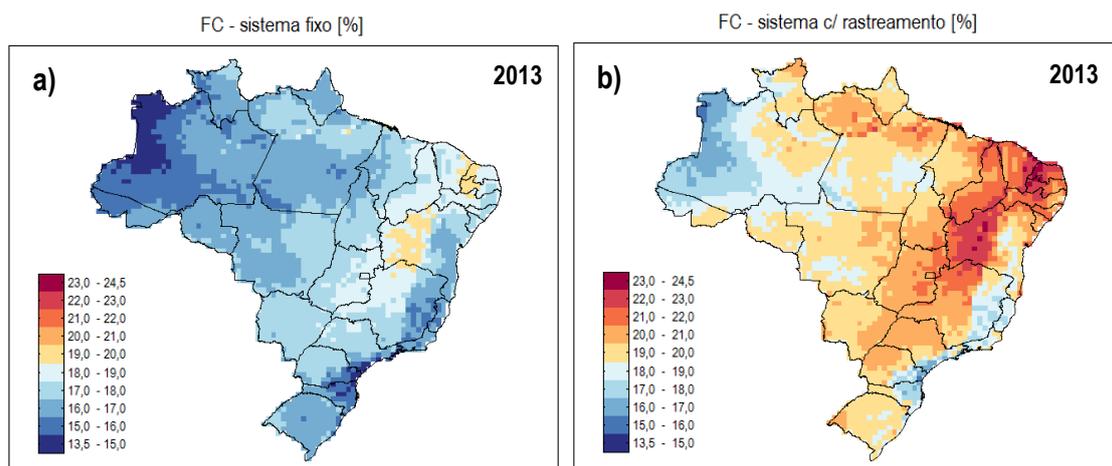


Figura 5.10 – Fatores de capacidade estimados para o período 2013 para a) sistemas fixos e b) sistemas com rastreamento

Para o ano de 2012 a média nacional das estimativas foi de 17,4 % para sistemas fixos e 20,2 % para sistemas com rastreamento. No ano de 2013 os fatores de capacidade estimados apresentaram variação negativa na faixa de 3 %, atingindo 16,9 % e 19,6 % para sistemas fixos e rastreados, respectivamente.

Os resultados obtidos se mostram consistentes com os números apresentados pelos empreendedores vencedores no último leilão de geração fotovoltaica do governo federal (EPE, 2015), que certamente resultam de simulações detalhadas das usinas, e confirmam a vocação natural brasileira para a energia solar. O melhor potencial de geração foi verificado na região Nordeste do país nos estados da Bahia, Paraíba, Rio Grande do Norte e Ceará, com fatores de capacidade da ordem de 20% para sistemas fixos e no entorno de 23% para sistemas com rastreamento horizontal.

5.2 Variabilidade de curto prazo da geração fotovoltaica

5.2.1 Irradiância global

A métrica $VI_{diário}$ foi selecionada para quantificação dos níveis de flutuação da irradiância disponível na superfície do território brasileiro. Seus valores médios anuais foram estimados para os anos de 2012 e 2013 e são apresentados na figura 5.11.

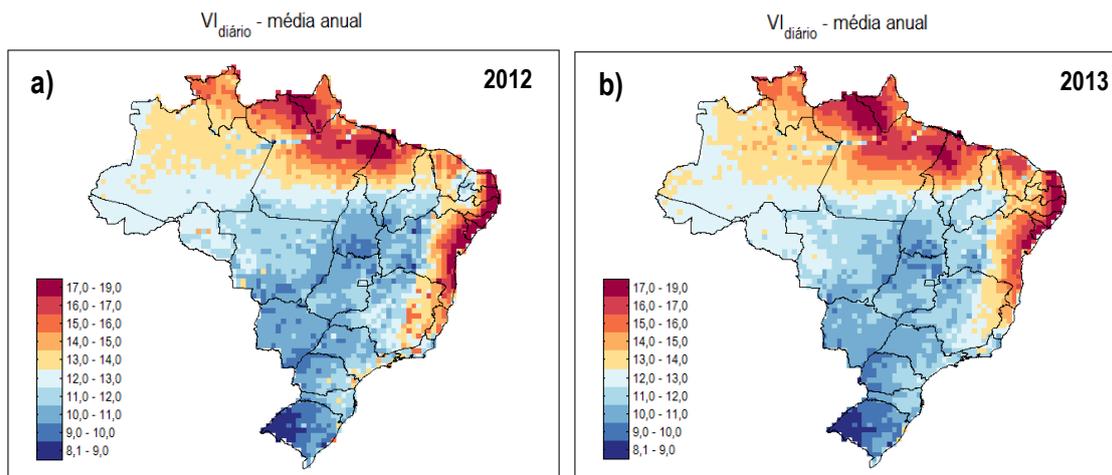


Figura 5.11 – Estimativas da média anual da métrica $VI_{diário}$ para os anos de a) 2012 e b) 2013

A inspeção visual das imagens acima indica estabilidade nos valores da métrica de variabilidade entre 2012 e 2013. O valor médio para o ano de 2012 foi de 12,6, enquanto para 2013 a média entre todos as localidades simuladas variou +1%, para 12,7. Esta tendência é coerente com o resultado anterior, que indicou maior irradiação disponível na superfície para o ano de 2012, função da menor presença de nuvens. Os valores mínimos para os dois casos foram na faixa entre 8,0 e 9,0, já os máximos atingiram a faixa entre 18,0 e 19,0.

Assim como na seção anterior, um mapa contendo o valor médio das estimativas dos valores anuais de $VI_{diário}$ entre 2012 e 2013 foi elaborado e é apresentado na figura 5.12. A média nacional para esta métrica foi de 12,67. A porção mais ao norte do país bem como as áreas mais próximas do litoral da região Nordeste e do estado do Espírito Santo apresentam os maiores níveis de variabilidade de curto prazo. A região central do país e os estados da região Sul apresentam os menores níveis, com destaque para a região oeste do estado do Rio Grande do Sul.

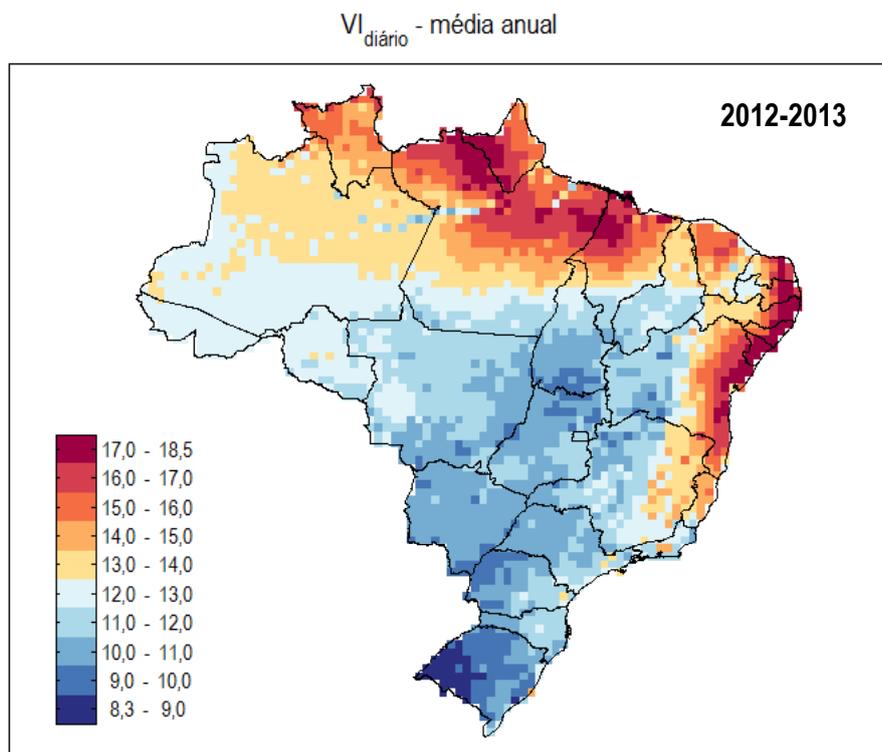


Figura 5.12 – Mapa de estimativas da média anual da métrica $VI_{diário}$ para o período 2012-2013

Embora haja uma aparente correlação (neste caso negativa) entre os valores anuais do índice de céu claro (figura 5.6) e de $VI_{diário}$ (figura 5.12), uma análise mais aprofundada mostra que os padrões locais de nebulosidade influenciam de forma diferente os níveis médios de radiação solar e de sua variabilidade. A figura 5.13 mostra para os dois anos simulados a relação entre as médias anuais de k_c e $VI_{diário}$. Em particular para a região com k_c no entorno de 0,75 tem-se pontos com $VI_{diário}$ indo desde valores próximos a 8,0 até os pontos com maior variabilidade, onde a métrica atinge valores no entorno de 18,0.

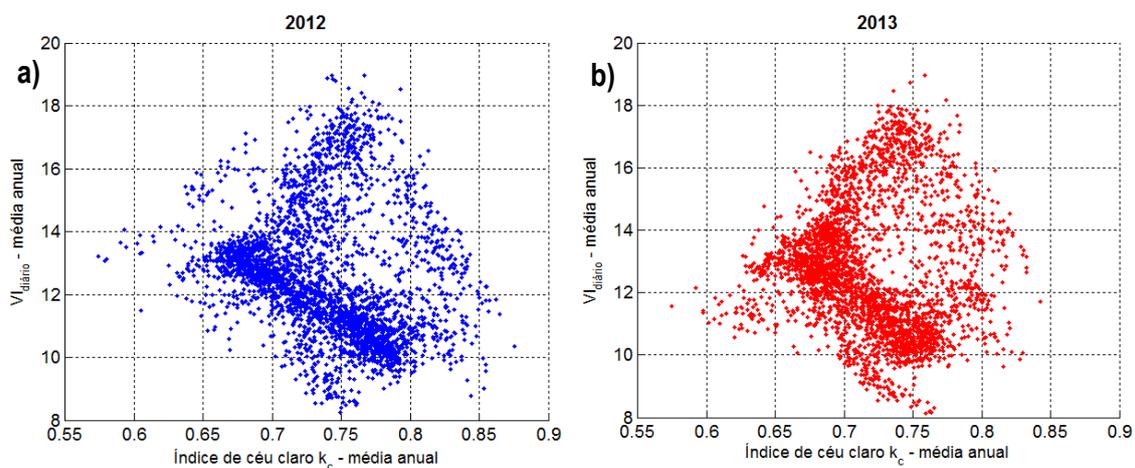


Figura 5.13 - Relação entre as estimativas de $VI_{diário}$ e k_c para os anos de a) 2012 e b) 2013

A figura 5.14 permite identificar as localidades que apresentam os maiores (quartil superior) e os menores (quartil inferior) valores anuais de índices de céu claro e de $VI_{diário}$ no período 2012-2013. Destaque também é dados para a intersecção entre as localidades com os maiores valores de k_c e menores e maiores valores de $VI_{diário}$. É possível verificar que a região Nordeste contempla locais com as condições de irradiação mais favoráveis ao empreendedor (k_c alto) e ao mesmo tempo tem trechos com os menores e os maiores de variabilidade de curto prazo do país.

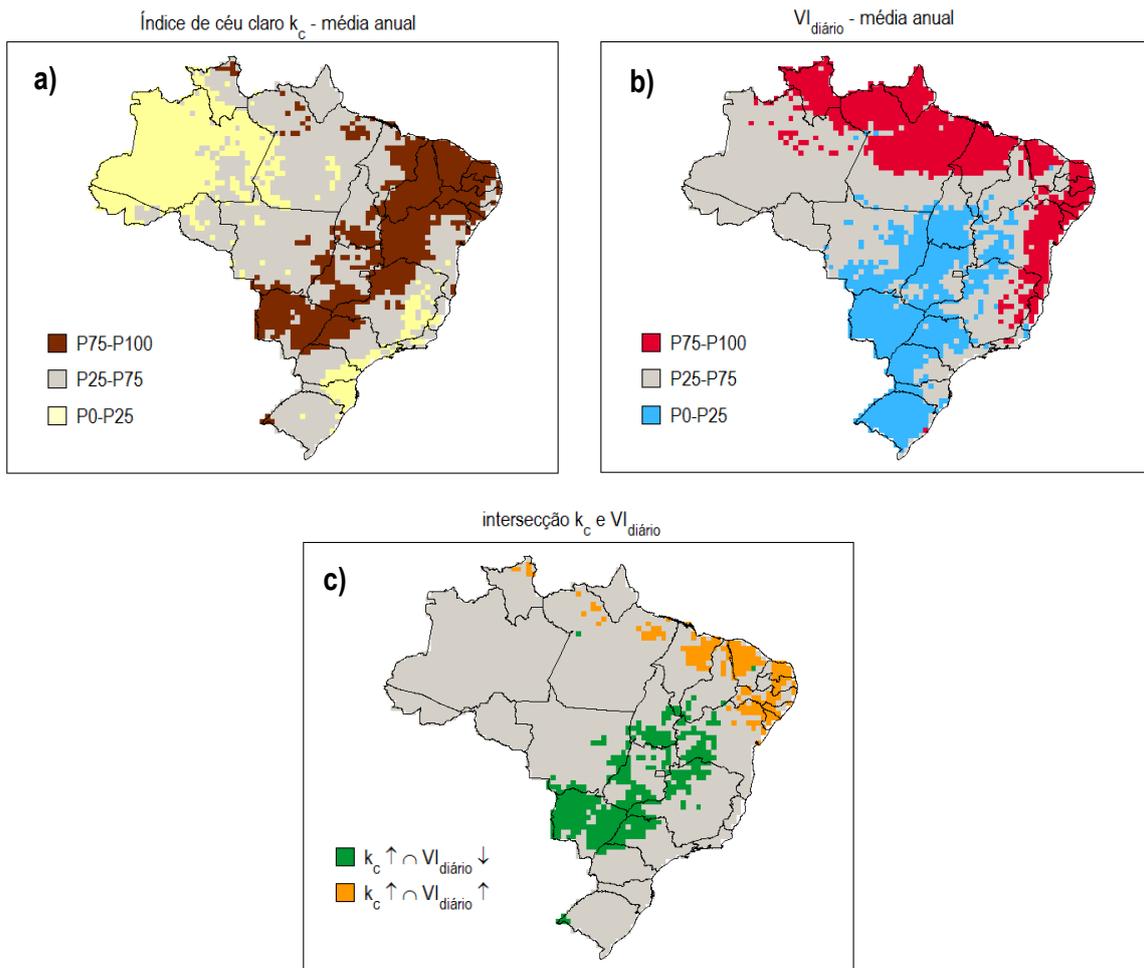


Figura 5.14 – Separação de localidades com os maiores e menores valores de a) k_c , b) $VI_{diário}$ e c) intersecção de ambos

5.2.1 Geração fotovoltaica

Inicialmente foi realizado uma avaliação da estabilidade dos níveis de intermitência na geração fotovoltaica no período estudado. A métrica selecionada foi o nº diário médio de rampas no intervalo de tempo de 1 minuto que sejam igual ou superior a 10% da

capacidade nominal do gerador em valor absoluto para o caso sem filtragem, tanto para sistemas fixos como para os com rastreamento. As figuras 5.15 e 5.16 apresentam os resultados obtidos para esta métrica para os anos de 2012 e 2013, respectivamente. É possível observar que a mesma conclusão obtida anteriormente para a métrica de $VI_{diário}$ é válida para o caso da contagem de rampas, onde se verifica pouca variação de um ano para o outro. Para sistemas fixos, a estimativa da quantidade média de eventos de rampa na escala de 1 minuto acima de 10% da capacidade do gerador foi de 56,8 eventos/dia para 2012 e de 57,6 eventos/dia para o ano de 2013, portanto uma variação interanual de +1,4%. Para sistemas com rastreamento a estimativa foi de 70,5 eventos/dia em 2012 e 71,3 para o ano de 2013, o que resulta em uma variação interanual de +1,1%. Nos dois períodos, os menores valores estão no entorno de 35, para sistemas fixos, e os maiores no entorno de 115 eventos/dia, para sistemas com rastreamento. Outro ponto de destaque é a grande semelhança entre estes mapas e o da figura 5.12, referente a métrica $VI_{diário}$, o que reforça o potencial desta como indicador para fins de comparação de níveis de intermitência entre diferentes localidades e períodos.

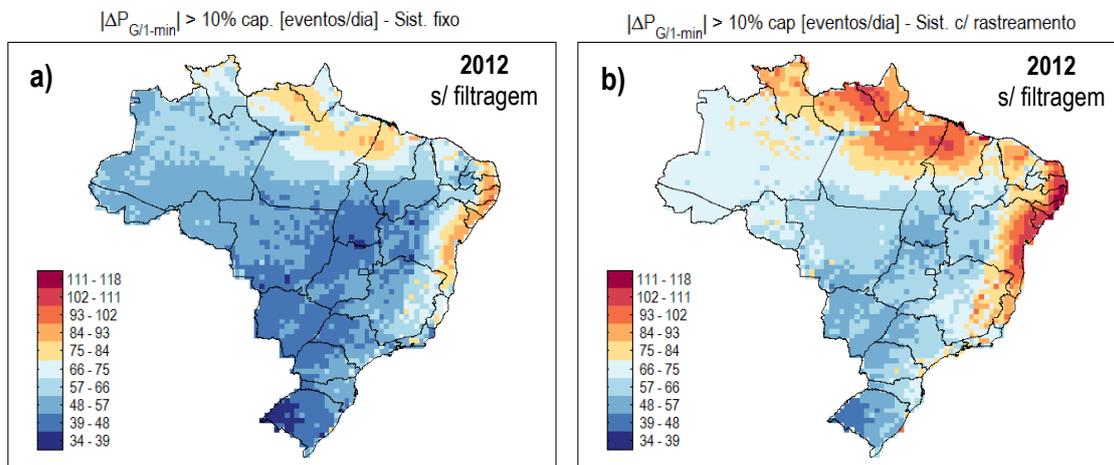


Figura 5.15 – Estimativas do nº de rampas em $P_{G/1-min}$ acima de 10% da capacidade para o ano de 2012 para os casos de sistemas a) fixos e b) com rastreamento

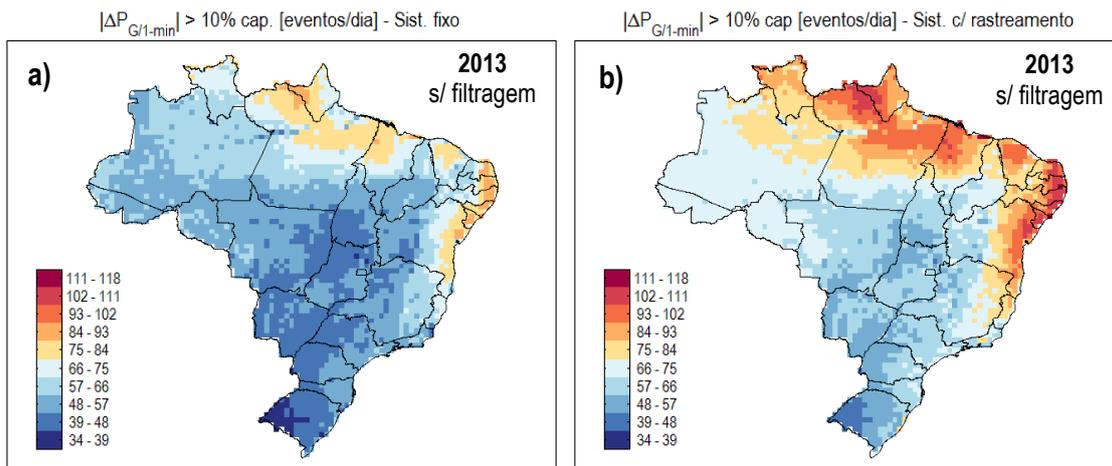


Figura 5.16 – Estimativas do nº de rampas em $P_{G/1-min}$ acima de 10% da capacidade para o ano de 2013 para os casos de sistemas a) fixos e b) com rastreamento

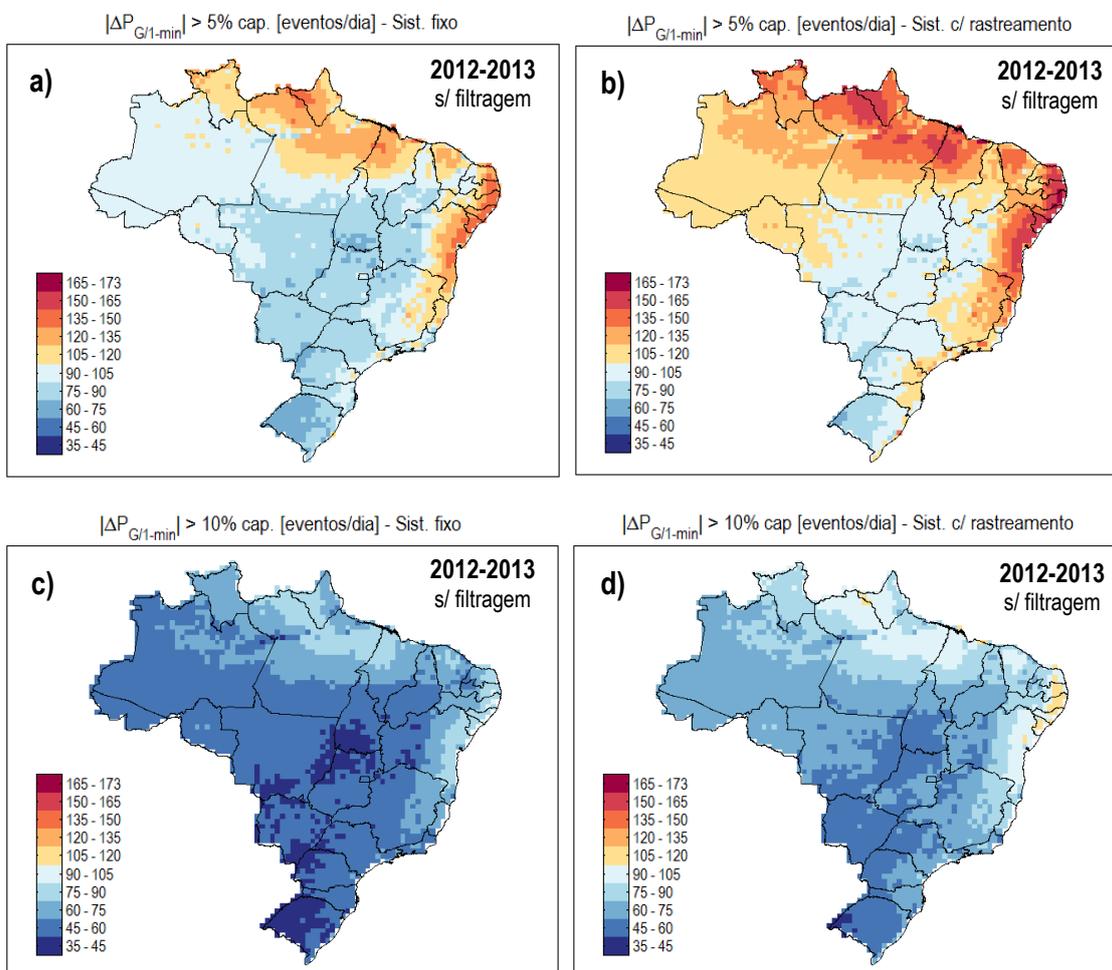


Figura 5.17 – Estimativas do nº médio de rampas em $P_{G/1-min}$ acima de 5 % - a) e b) - e 10% - c) e d) da capacidade do gerador em sistemas pequenos

A figura 5.18 mostra que eventos com variação no intervalo de 1 minuto acima de 20 e 30% da capacidade dos geradores pequenos ocorrem em quantidade significativa. No caso de rampas acima de 20%, a média nacional foi de 25 eventos/dia para sistemas fixos e 35 eventos/dia para sistemas com rastreamento horizontal. Rampas mais extremas, acima de 30% da capacidade do gerador, ocorreram em média 10 e 18 vezes por dia em sistemas fixos e rastreados, respectivamente.

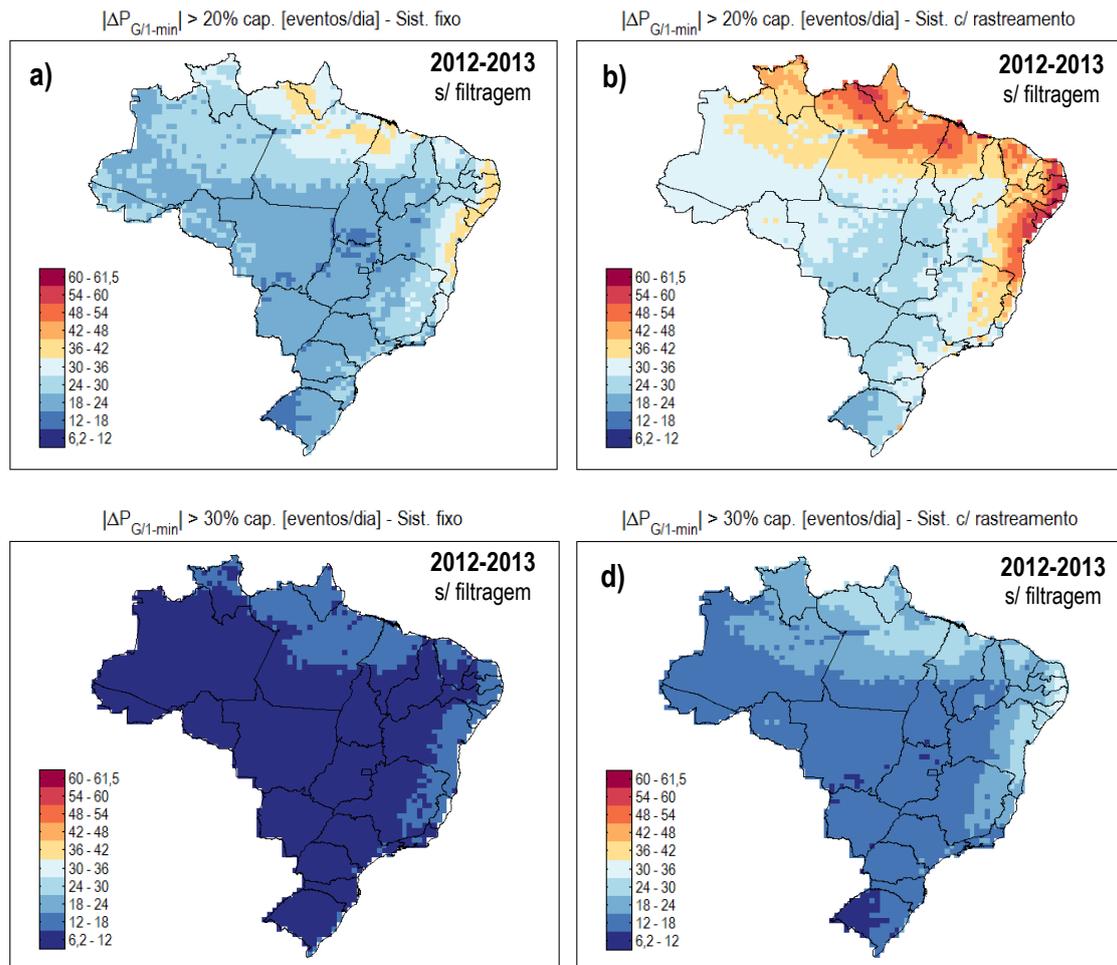


Figura 5.18 – Estimativas do nº médio de rampas em $P_{G/1-min}$ acima de 20 % - a) e b) - e 30% - c) e d) da capacidade do gerador em sistemas pequenos

Por inspeção visual é possível concluir que todos os mapas contendo as estimativas de quantidades de rampas em $P_{G/1-min}$ apresentam as mesmas tendências observadas em $VI_{diário}$ no que tange a comparação entre diferentes regiões do Brasil. De fato, verificou-se que a metodologia produziu métricas em P_G com relação aproximadamente linear em relação a métrica $VI_{diário}$, conforme pode ser visualizado na figura 5.19 para os casos de

rampas acima de 10 e 30% da capacidade do gerador. As estimativas originadas em dados de medição, nesta seção calculadas considerando todo o período diurno, ainda que potencialmente enviesadas por não conterem todos os dias do ano por falhas da medição, quando sobrepostos às simulações, sugerem a validade destas relações.

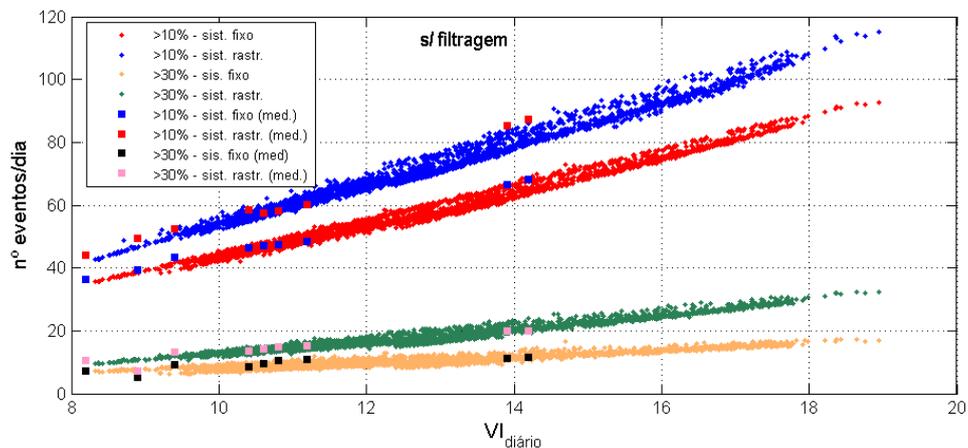


Figura 5.19 – Relação entre número de eventos de rampa em $P_{G/1-min}$ e a métrica $VI_{diário}$

Na sequência foram obtidas as estimativas da frequência das rampas para o caso de geradores de maior porte. As mesmas métricas para o caso sem filtragem foram calculadas para usinas do porte de 30, 100 e 200 MW_p. No aspecto visual os mapas obtidos apresentaram muita semelhança com os mapas mostrados anteriormente, sendo por isso aqui mostrados apenas os casos com estimativas de rampas em P_G acima de 10% da capacidade do gerador. Demais métricas serão apresentadas posteriormente em formato de tabela.

As figuras 5.20, 5.21 e 5.22 apresentam os resultados para o caso de usinas de porte 30, 100 e 200 MW_p, respectivamente. No caso de usinas de 30MW_p, a frequência média nacional de eventos diários foi de 23 para sistemas fixos e 37 para sistemas com rastreador. Para usinas com 100 MW_p, a estimativa foi de 8 eventos para sistemas fixos e 16 para rastreados. Já no caso de usinas de 200 MW_p, obteve-se estimativa de 2 eventos diários para sistemas fixos e 6 para rastreados. Estas estimativas mostram a efetiva redução da intermitência a medida que o porte do sistema é aumentado e, além disso, mostram ser significativa a maior incidência de grandes variações na potência em sistemas que fazem uso dos rastreadores horizontais. Tais aumentos em função do sistema de montagem dos módulos foram estimados em 24%, 58%, 98% e 152% para os casos de sistemas pequenos, 30 MW_p, 100 MW_p e 200 MW_p, respectivamente.

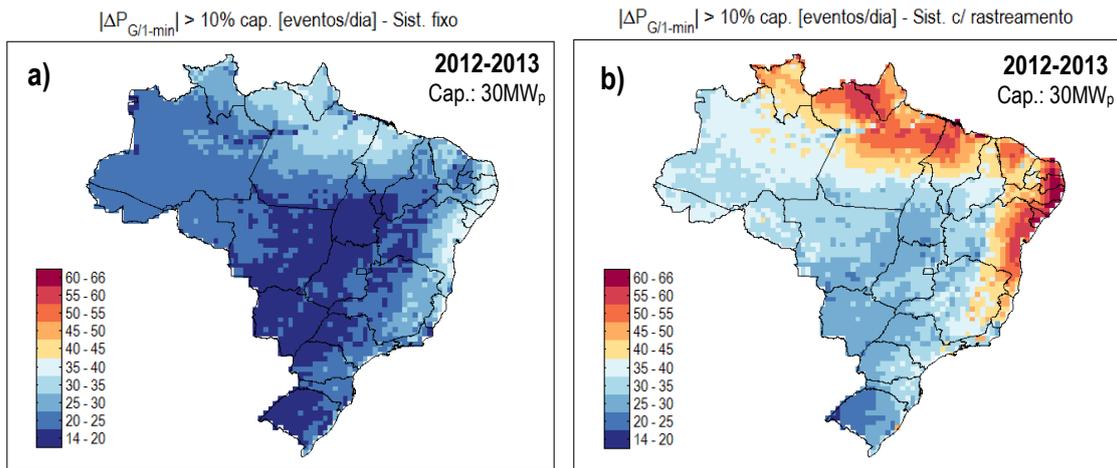


Figura 5.20 – Estimativas do nº de rampas em $P_{G/1-min}$ acima de 10% da capacidade para os casos de sistemas a) fixos e b) com rastreamento em sistemas de 30 MW_p

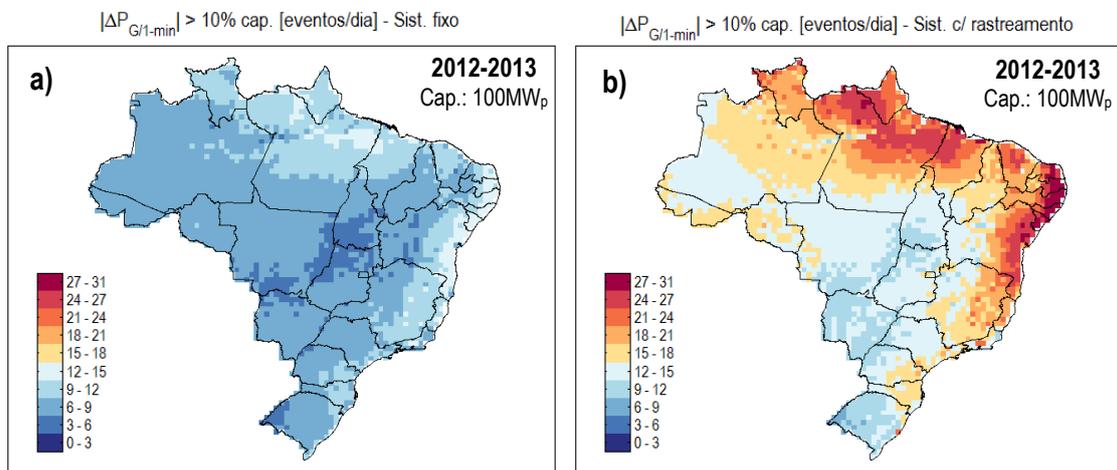


Figura 5.21 – Estimativas do nº de rampas em $P_{G/1-min}$ acima de 10% da capacidade para os casos de sistemas a) fixos e b) com rastreamento em sistemas de 100 MW_p

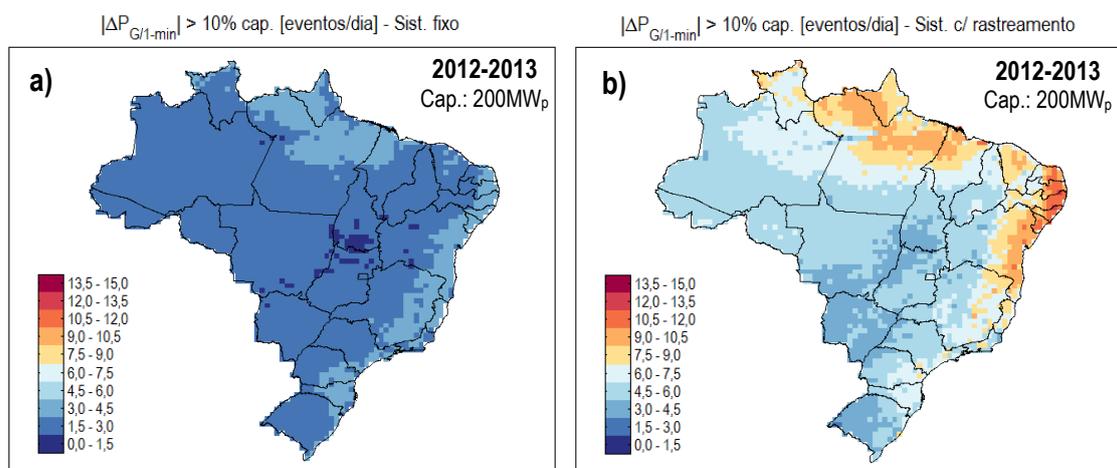


Figura 5.22 – Estimativas do nº de rampas em $P_{G/1-min}$ acima de 10% da capacidade para os casos de sistemas a) fixos e b) com rastreamento em sistemas de 200 MW_p

A tabela 5.1 consolida todos as estimativas calculadas para rampas no intervalo de 1 minuto em P_G para o período 2012-2013. Além dos valores médios entre todas as localidades simuladas foram calculadas as médias das menores estimativas (contidas no intervalo de percentis P0 a P1) e dos pontos com maior estimativa (intervalo P99 a P100). Este procedimento foi realizado para reduzir o efeito de eventuais valores inconsistentes (*outliers*).

Tabela 5.1 – Estimativas das frequências médias de eventos de rampa na potência de geradores fotovoltaicos para o território brasileiro

$ \Delta P_{G/1-min} > X\%$ da cap.	Métrica	Frequência de eventos de rampa [eventos/dia]							
		s/ filt.		30MW _p		100MW _p		200 MW _p	
		fixo	rastr.	fixo	rastr.	fixo	rastr.	fixo	rastr.
> 5%	Média	96,9	114,4	71,7	94,0	49,8	71,4	34,7	54,1
	Min _{P0-P1}	65,0	76,6	47,1	58,7	31,9	43,0	22,1	31,0
	Max _{P99-P100}	140,5	163,1	109,6	143,6	80,7	116,4	55,4	88,6
> 10%	Média	57,2	70,9	23,4	37,0	8,2	16,3	2,4	6,1
	Min _{P0-P1}	37,4	45,2	15,0	21,3	5,0	9,0	1,4	3,3
	Max _{P99-P100}	87,5	108,1	37,7	61,6	13,5	28,8	4,1	11,2
> 20%	Média	24,9	35,2	1,1	3,4	-	-	-	-
	Min _{P0-P1}	16,3	21,1	0,6	1,9	-	-	-	-
	Max _{P99-P100}	39,6	57,3	2,0	6,6	-	-	-	-
> 30%	Média	10,3	17,8	-	-	-	-	-	-
	Min _{P0-P1}	6,7	10,3	-	-	-	-	-	-
	Max _{P99-P100}	16,5	30,3	-	-	-	-	-	-

A tabela acima permite observar em termos quantitativos o efeito da suavização nas séries de potência do gerador a medida que aumenta o porte do mesmo. No caso de sistemas 30 MW_p as estimativas sugerem alguma incidência de rampas superiores a até 20% da capacidade do gerador em todas as localidades simuladas. Já para sistemas de 100 e 200 MW_p a suavização em função da área da planta é suficiente para que sejam desconsideradas as rampas acima de 20% de sua capacidade.

Na tabela 5.2 foi dado destaque ao percentual de redução da frequência dos eventos de rampa das séries de potência de usinas de maior porte em relação a série sem filtragem. É possível observar uma leve, porém consistente, tendência de menor redução percentual da frequência das rampas nos casos com rastreamento à medida que o porte da usina é aumentado. Assim, pode-se concluir que o incremento na intermitência associado ao uso

de rastreadores, algo já observado para o caso de sistemas menores, é ainda mais relevante para o caso de sistemas de maior porte.

Tabela 5.2 – Estimativas de redução na variabilidade em função do porte do gerador

$ \Delta P_{G/1-min} > X\%$ da cap.	Métrica	Redução em relação ao caso s/ filtragem [%]					
		30MW _p		100MW _p		200 MW _p	
		fixo	rastr.	fixo	rastr.	fixo	rastr.
5%	Média	-26,0%	-17,9%	-48,6%	-37,5%	-64,2%	-52,7%
	Min _{P0-P1}	-27,6%	-23,4%	-50,8%	-43,9%	-66,0%	-59,5%
	Max _{P99-P100}	-22,0%	-12,0%	-42,5%	-28,7%	-60,6%	-45,7%
10%	Média	-59,1%	-47,9%	-85,6%	-77,0%	-95,8%	-91,4%
	Min _{P0-P1}	-59,9%	-52,8%	-86,7%	-80,2%	-96,4%	-92,7%
	Max _{P99-P100}	-56,9%	-43,0%	-84,6%	-73,3%	-95,3%	-89,6%
20%	Média	-95,6%	-90,2%	-	-	-	-
	Min _{P0-P1}	-96,3%	-91,1%	-	-	-	-
	Max _{P99-P100}	-95,0%	-88,5%	-	-	-	-

Capítulo 6

Conclusões e trabalhos futuros

O objetivo principal do presente trabalho foi o desenvolvimento de uma metodologia para geração de séries temporais de irradiância em alta resolução para locais arbitrários do território nacional. A abordagem escolhida foi a tradicional MCMC, que se baseia na simulação estocástica de cadeias de Markov, aqui limitadas a 1ª ordem, tendo como base a dependência do comportamento dos índices de céu claro (e conseqüentemente a irradiância global) com a classe de nuvem predominante para um determinado intervalo de tempo. Seis conjuntos anuais de dados de medição de três localidades diferentes foram utilizados na etapa de calibração de matrizes de probabilidade de transição.

A etapa inicial no desenvolvimento da metodologia, que incluiu uma avaliação mais detalhada das correlações existentes entre os níveis de intensidade e variabilidade das séries de irradiância global e as estimativas de classificação de nuvens do CPTEC/INPE, nos moldes do estudo de RENO e STEIN (2013), foi outra contribuição deste trabalho. As análises realizadas mostraram que o método de classificação de nuvem predominante proposto foi capaz de fazer boa separação de trechos das séries temporais reais de irradiância global, e respectivos índices de céu claro, com características estatísticas semelhantes. Os padrões identificados se apresentaram consistentes para dados de medição provenientes de regiões com características climáticas distintas. Assim, o estudo realizado confirmou o potencial de uso dos mapas de classificação automática de nuvens do CPTEC/INPE, de abrangência nacional, para a modelagem do efeito das nuvens na intensidade e comportamento dinâmico da irradiância em outros locais do país.

A metodologia proposta considerou ainda um procedimento para a conversão das séries de irradiância global em séries da potência gerada pelas usinas fotovoltaicas. Modelos tradicionais de separação de componentes, transposição para o plano inclinado,

suavização causada por diversidade espacial e curva de desempenho de geradores FV foram encadeados e permitiram a posterior obtenção de resultados para grandezas de maior interesse do setor elétrico.

Todas as etapas da metodologia foram avaliadas quanto a seu desempenho com base em dados de medição de seis localidades distintas e bem distribuídas pelo território nacional, estando aí incluídas as três localidades utilizadas na calibração dos modelos. Os resultados mostraram um bom nível de desempenho na reprodução das características estatísticas das séries reais com escala temporal de 1 minuto de índices de céu claro (variável aleatória que de fato foi sintetizada) e da irradiância global. Os resultados da etapas de validação subsequentes para séries de irradiância total e da potência gerada por usinas FV de modo geral seguiram as tendências verificadas anteriormente para a irradiância global.

Como desvantagem, a metodologia apresentou dificuldades para a geração de dias com variabilidade nos extremos (variabilidade muito grande ou muito pequena). Este fato decorre de limitação importante da metodologia, que não controla o nível de persistência tanto em termos da média como da variabilidade dos trechos adjacentes de 30 minutos sintetizados. Esta questão é evidenciada novamente na avaliação das características das séries integralizadas em 10 minutos, situação em que os níveis de flutuação estiveram sempre acima do verificado nas séries reais. Tal resultado não surpreende uma vez que foi feita a opção por um modelo que garante os níveis de persistência para apenas 1 atraso de tempo (1 minuto).

A sensibilidade da metodologia ao uso de um modelo de céu claro sem a calibração por dados de medição também foi avaliada. Resultados positivos foram obtidos para algumas métricas anuais selecionadas e permitiram propor o uso da metodologia para a realização de um exercício de caracterização do recurso solar brasileiro para a geração FV. Uma ressalva importante é com relação ao desempenho do modelo de separação de componentes, que nos testes com modelo de céu claro ajustado localmente já apresentaram indícios de superestimativas da componente difusa da irradiância, algo que foi amplificado com a troca do modelo de céu claro. O impacto mais significativo foi percebido em métricas de energia para os sistemas rastreados.

A tentativa de caracterização do recurso solar brasileiro para uma escala de tempo tão reduzida quanto a de 1 minuto não encontra paralelo na literatura e por isso representa

importante contribuição do presente trabalho. As métricas relacionadas ao potencial energético do recurso solar, como a irradiação global média anual, apesar de estimadas para o curto período de 2012 a 2013, apresentaram consistência com levantamentos consagrados disponíveis na literatura, o que é um indício de que estas e as demais estimativas devem ter nível de precisão compatível com o que foi verificado na etapa de validação. Da mesma forma, os fatores de capacidade estimados guardaram coerência com os valores informados por empreendedores em leilão federal recente de energia FV, tanto em sistemas fixos como rastreados.

A métrica $VI_{diário}$ apresentou boa correlação com outras métricas de variabilidade como as relacionadas às taxas de rampa nas séries de irradiância e da potência geradas por usinas FV e por isso pode ser de grande utilidade na comparação entre locais de diferentes regiões. Foi possível identificar pontos no mapa do território brasileiro em que o efeitos da nebulosidade local em termos de transparência atmosférica média são idênticos porém muito diferentes no que tange às métricas de variabilidade de curto prazo.

Estimativas do número de eventos com taxa de variação na potência gerada foram obtidas para diversos portes de usina com uso de sistemas fixos e rastreados. Os resultados permitiram verificar de forma qualitativa e quantitativa o efeito da redução da variabilidade na geração FV a média que o porte da usina é aumentado. Além disso, foi demonstrada a dependência dos níveis de intermitência na potência entregue pelo gerador com o tipo de estrutura de montagem dos módulos, sendo maior à medida que o porte do gerador aumenta.

As séries sintéticas de potência gerada em usinas FV apresentaram bom desempenho na reprodução de características locais de intensidade, distribuição de frequência e variabilidade para a escala temporal de 1 minuto, o que possibilita vislumbrar aplicação das mesmas em estudos para avaliação individual do impacto da inserção destes geradores nos sistemas elétricos. Usinas de diversos portes e sistemas de montagem poderiam ser simuladas, por exemplo, na conexão em alimentadores e subestações de distribuição na presença de diversos equipamentos de regulação automática da tensão de forma a estimar o impacto na vida útil dos mesmos e os níveis resultantes de flutuação da tensão em diversos pontos do sistema. Uma vez quantificados os impactos dos geradores FV em diferentes localidades, estimativas poderiam ser obtidas por correlação com as métricas de variabilidade apresentadas neste trabalho para demais localidades do território nacional.

Como extensão ao trabalho aqui apresentado podem-se ser feitas algumas sugestões de trabalhos futuros:

- Uso de cadeias de Markov de maior ordem de forma a avaliar se ocorrem melhorias de desempenho nas estimativas de métricas de variabilidade de mais curto prazo.
- Avaliação da possibilidade de correção *a posteriori* dos desvios, aparentemente sistemáticos, de algumas métricas aqui apresentadas a partir da avaliação de um conjunto maior de dados de medição. Ex.: curvas de correção de métricas de variabilidade para melhorar as estimativas de locais com dias de variabilidade muito alta ou muito baixa frequentes.
- Calibração das matrizes de Markov e avaliação do desempenho do modelo quando utilizados apenas dados de uma determinada região.
- Proposição de um modelo de geração de séries sintéticas de irradiância híbrido que combine modelos clássicos de obtenção de irradiância a partir de imagens de satélite na menor escala possível (atualmente 30 minutos) e as técnicas de classificação de nuvem para realizar de forma a ser possível sintetizar séries de alta resolução com níveis de persistência mais próximos do real ao longo do dia.
- Avaliação e comparação do desempenho de abordagens de composição de séries baseadas no encadeamento de trechos provenientes de uma biblioteca extensa de dados medidos. Esta metodologia talvez possibilite superar algumas limitações de desempenho inerentes ao uso de modelos estocásticos de baixa ordem em escalas temporais menores.

Referências Bibliográficas

ABINEE [Associação Brasileira da Indústria Elétrica e Eletrônica], *Propostas para Inserção da Energia Solar Fotovoltaica na Matriz Elétrica Brasileira*. [s.l.] Associação Brasileira da Indústria Elétrica e Eletrônica - Grupo Setorial de Sistemas Fotovoltaicos, 2012.

ABNT [Associação Brasileira de Normas Técnicas], *NBR 10899: Energia solar fotovoltaica - Terminologia*, segunda edição. Associação Brasileira de Normas Técnicas, 2006.

AGUIAR, R. J., COLLARES-PEREIRA, M., CONDE, J. P. “Simple procedure for generating sequences of daily radiation values using a library of Markov transition matrices”, *Solar Energy*, v. 40, n. 3, pp. 269–279, 1988.

AGUIAR, R., COLLARES-PEREIRA, M. “TAG: a time-dependent, autoregressive, Gaussian model for generating synthetic hourly radiation”, *Solar Energy*, v. 49, no. 3, pp. 167–174, 1992.

BOTTINO, M. J.; CEBALLOS, J. C. “Classificação de cenas de imagens GOES multiespectrais mediante um método de “grupamento dinâmico””. In: *Anais do XI Congresso Brasileiro de Meteorologia*, pp. 3915-3923, Rio de Janeiro, 2000.

BRIGHT, J. M., SMITH, C. J., TAYLOR, P. G., *et al.* “Stochastic generation of synthetic minutely irradiance time series derived from mean hourly weather observation data”, *Solar Energy*, v. 115, pp. 229–242, Mai. 2015.

DE SOTO, W., KLEIN, S.A., BECKMAN, W.A. “Improvement and validation of a model for photovoltaic array performance”, *Solar Energy*, v. 80, n. 1, pp. 78-88, 2006.

DOBOS, A. P., *PVWatts Version 5 Manual*. National Renewable Energy Laboratory, 2014. Disponível em: <<http://pvwatts.nrel.gov/downloads/pvwattsv5.pdf>>. Acesso em 04/jan/2015.

DUFFIE, J. A.; BECKMAN, W. A., *Solar engineering of thermal processes*. 4^a ed. Hoboken: John Wiley & Sons, 2013. 936 p.

EHNBERG, J.S.G., BOLLEN, M.H.J. “Simulation of global solar radiation based on cloud observations”, *Solar Energy*, v. 42, n. 2, pp. 157–162, 2005.

EPE [Empresa de Planejamento Energético], *Inserção da Geração Fotovoltaica Distribuída no Brasil – Condicionantes e Impactos*. Nota Técnica DEA 19/14, Ministério de Minas e Energia, Secretaria de Planejamento e Desenvolvimento Energético - Empresa de Pesquisa Energética, Rio de Janeiro, 2014a.

EPE [Empresa de Planejamento Energético], *Plano Decenal de Expansão de Energia 2023*. Ministério de Minas e Energia, Secretaria de Planejamento e Desenvolvimento Energético - Empresa de Pesquisa Energética, Rio de Janeiro, 2014b.

EPE [Empresa de Planejamento Energético], *Leilão de Energia de Reserva de 2014 - Participação dos Empreendimentos Solares Fotovoltaicos: Visão Geral*. Empresa de Pesquisa Energética, 2015.

- EPIA [European Photovoltaic Industry Association], *Global Market Outlook for Photovoltaics 2014-2018*. EPIA, Bruxelles, 2014.
- ERBS, D. G., KLEIN, S.A., DUFFIE, J.A. "Estimation of the diffuse radiation fraction for hourly, daily and monthly average global radiation", *Solar Energy*, v. 28, n. 4, pp. 293-302, 1982.
- ESPINAR, B., RAMÍREZ, L., DREWS, A., *et al.* "Analysis of different error parameters applied to solar radiation data from satellite and German radiometric stations", *Solar Energy*, Vol. 83, n. 1, pp. 118-125, 2009.
- GANSLER, R. A., KLEIN, S. A., BECKMAN, W.A. "Investigation of minute solar radiation data", *Solar Energy*, v. 55, n. 1, pp. 21–27, 1995.
- GILMAN, P., *SAM Photovoltaic Model Technical Reference – DRAFT*. National Renewable Energy Laboratory, 2015. Disponível em: < https://sam.nrel.gov/sites/sam.nrel.gov/files/SAM_DRAFT_PV_Reference_Manual_2015-04-06.pdf>. Acesso em 20/abr/2015.
- GRENA, R. "Five new algorithms for the computation of sun position from 2010 to 2110", *Solar Energy*, v. 86, n. 5, pp. 1323-1337, 2012.
- GUEYMARD C.A., RUIZ-ARIAS J.A. "Performance of Separation Models to Predict Direct Irradiance at High Frequency: Validation over Arid Areas." In: *EuroSun 2014 ISES Conference Proceedings*, Aix-les-Bains, Set. 2014.
- GUEYMARD, C.A., MYERS, D.R. "Evaluation of conventional and high-performance routine solar radiation measurements for improved solar resource, climatological trends, and radiative modeling", *Solar Energy*, v. 83, n. 2, 171–185, 2009.
- HANSEN, C., LUKETA-HANLIN, A., STEIN, J. "Sensitivity of single diode models for photovoltaic modules to method used for parameter estimation". In: *28th European Photovoltaic Solar Energy Conference and Exhibition*, pp. 3258-3264, Paris, Set. 2013.
- HANSEN, C.W., *Validation of Simulated Irradiance and Power for the Western Wind and Solar Integration Study, Phase II*. Report SAND2012-8417, Sandia National Laboratories, Albuquerque, 2012.
- HAURWITZ, B. "Insolation in Relation to Cloudiness and Cloud Density", *Journal of Meteorology*, v. 2, pp. 154-166, 1945.
- HUMMON, M., IBANEZ, E., BRINKMAN, *et al.* "Sub-hour solar data for power system modeling from static spatial variability analysis". In: *2rd Annual Solar Integration Workshop*, Lisboa, Nov. 2012.
- HUMMON, M., COCHRAN, J., WEEKLEY, A., *et al.*, *Variability of Photovoltaic Power in the State of Gujarat Using High Resolution Solar Data*. NREL Report No. TP-7A40-60991, National Renewable Energy Laboratory, Golden, CO, 2014.
- IEA [International Energy Agency], *Snapshot of Global PV Markets 2014*. IEA PVPS, Paris, 2015.
- IEA [International Energy Agency], *Technology Roadmap - Solar Photovoltaic Energy*. IEA, Paris, 2014.
- KASTEN, F., YOUNG, A. T. "Revised Optical Air-Mass Tables and Approximation Formula", *Applied Optics*, v. 28, n. 22, pp. 4735-4738, 1989.

KING, D. L., GONZALES, S., GALBRAITH, G. M., *et al.*, *Performance model for grid-connected photovoltaic inverters*. Report No. SAND2007-5036, Sandia National Laboratories, Albuquerque, New Mexico, 2007.

KING, D.L., BOYSON, W.E., KRATOCHVIL, J.A., *Photovoltaic array performance model*. Report No. SAND2004-3535, Sandia National Laboratories, Albuquerque, New Mexico, 2004.

KLEISSL, J (Org.), *Solar Energy Forecasting and Resource Assessment*. 1^a ed. Waltham: Academic Press, 2013. 504 p.

LAVE, M., KLEISSL, J., STEIN, J. S. "A Wavelet-Based Variability Model (WVM) for Solar PV Power Plants", *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, v. 4, n. 2, pp. 501-509, 2013.

LAVE, M., ELLIS, A., STEIN, S., *Simulating Solar Power Plant Variability: A Review of Current Methods*. Report No. SAND2013-4757, Sandia National Laboratories, Albuquerque, New Mexico, 2013.

LAVE, M., KLEISSL J. "Optimum fixed orientations and benefits of tracking for capturing solar radiation in the continental United States", *Renewable Energy*, v. 36, n. 3, pp. 1145-1152, 2011.

LEW, D., BRINKMAN, G., IBANEZ, E., *et al.*, *The Western Wind and Solar Integration Study Phase 2*. Report NREL/TP-5500-55588, National Renewable Energy Laboratory, Golden, CO, 2013.

LIU, B.Y.H., JORDAN, R.C. "The interrelationship and characteristic distribution of direct, diffuse, and total solar radiation", *Solar Energy*, v. 4, n. 3, pp. 1-19, 1960.

LONGHETTO, A., ELISEI, G., GIRAUD, C. "Effect of correlations in time and spatial extent on performance of very large solar conversion systems", *Solar Energy*, v. 43, n. 2, pp. 77-84, 1989.

MARCOS, J., MARROYO, L., LORENZO, E., *et al.* "From irradiance to output power fluctuations: the PV plant as a low pass filter", *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, v. 19, n. 5, pp. 505-510, 2011.

MASSEY Jr., F.J. "The Kolmogorov–Smirnov test for goodness of fit", *Journal of the American Statistical Association*, vol. 46, n. 253, pp. 68–78, 1951.

MCCRACKEN, D. A., *Synthetic high resolution solar data*. M.S. thesis, University of Strathclyde, Glasgow, Reino Unido, 2011.

MERMOUD, A., LEJEUNE, T. "Performance Assessment of a Simulation Model for pV Modules of any Available Technology". In: *25th European Photovoltaic Solar Energy Conference*, Valencia, Set. 2010.

METEONORM, *Handbook part II: Theory – Version 7.1*. Meteonorm, 2014. Disponível em <http://meteonorm.com/images/uploads/downloads/mn71_theory.pdf>. Acesso em 04/ago/2014.

MILLS, A., AHLSTROM, M., BROWER, *et al.*, *Understanding Variability and Uncertainty of Photovoltaics for Integration with the Electric Power System*. Report no. LBNL-2855E, Ernest Orlando Lawrence Berkeley National Laboratory, 2009.

- MORA-LOPEZ, L.L., SIDRACH-DE-CARDONA, M. “Multiplicative ARMA models to generate hourly series of global irradiation”, *Solar Energy*, v. 63, n. 5, pp. 283-291, 1998.
- MUNEER, T., *Solar Radiation and Daylight Models for the Energy Efficient Design of Buildings*. 1ª ed. Oxford: Architectural Press, 1997. 224 p.
- MYERS, D. R., *Solar Radiation: Practical Modeling for Renewable Energy Applications*. 1ª ed. Boca Raton: CRC Press, 2013. 210 p.
- NGOKO, B., SUGIHARA, H., FUNAKI, T. “Synthetic generation of high temporal resolution solar radiation data using Markov models”, *Solar Energy*, v. 103, pp. 160–170, 2014.
- PAPAEFTHYMIU, G.; KLOCKL, B. "MCMC for Wind Power Simulation", *IEEE Transactions on Energy Conversion*, v. 23, n.1, pp. 234-240, 2008.
- PARK, J., LIANG, W., CHOI, J., *et al.* "A probabilistic reliability evaluation of a power system including Solar/Photovoltaic cell generator". In: *IEEE Power & Energy Society General Meeting- PES '09.*, pp. 1-6, Calgary, Jul. 2009.
- PEREIRA, E. B. *et al.*, *Atlas brasileiro de energia solar*. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, 2006.
- PEREZ, R., INEICHEN, P., MOORE, K., *et al.* “A new operational model for satellite-derived irradiances: description and validation”, *Solar Energy*, v. 73, n. 5, pp. 307-317, 2002.
- PEREZ, R., INEICHEN, P., SEALS, R., *et al.* “Modeling daylight availability and irradiance components from direct and global irradiance”, *Solar Energy*, v. 44, n. 5, pp. 271–289, 1990.
- PEREZ, R., KIVALOV, S., SCHLEMMER, J., *et al.* “Parameterization of site-specific short-term irradiance variability”, *Solar Energy*, v. 85, n. 7, pp. 1343–1353, 2011.
- PINHO, J. T., GALDINO, M. A., *Manual de Engenharia para sistemas Fotovoltaicos*. Grupo de Trabalho de Energia Solar – GTES, CEPEL –CRESESB, edição revisada e atualizada, Rio de Janeiro, 2014. Disponível em < http://www.cresesb.cepel.br/→publicacoes/download/Manual_de_Engenharia_FV_2014.pdf>. Acesso em 10/jan/2015.
- POGGI, P., NOTTON, MUSELLI, G., M., *et al.* “Stochastic study of hourly total solar radiation in Corsica using a Markov model”, *International Journal of Climatology*, v. 20, n. 14, pp. 1843-1860, 2000.
- REDA, I., ANDREAS, A. “Solar position algorithm for solar radiation applications”, *Solar Energy*, v. 76, n. 5, pp. 577–589, 2004.
- REMUND, J., WALD, L., LEFEVRE, M., *et al.* “Worldwide Linke turbidity information”. In: *Proceedings of the ISES 2003*, pp. 16 – 19, Goeteborg, Jun. 2003.
- REN21, *Renewables 2014 Global Status Report*. REN21 Secretariat, Paris, 2014.
- RENO, M. J., HANSEN, C. W, STEIN, J. S., *Global Horizontal Irradiance Clear Sky Models: Implementation and Analysis*. Report No. SAND2012-2389, Sandia National Laboratories, Albuquerque, New Mexico, 2012.

- RENO, M. J., STEIN, J. S. "Using Cloud Classification to Model Solar Variability". In: *Proceedings of National Solar Conference ASES*, Baltimore, 2013.
- SELLNER, S., SUTTERLUETI, J., SCHREIER, L., *et al.* "Advanced PV module performance characterization and validation using the novel Loss Factors Model". In: *Proceedings of 38th IEEE Photovoltaic Specialists Conference (PVSC)*, pp. 2938-2943, Austin, Jun. 2012.
- SKARTVEIT, A., OLSETH, J.A. "The probability density and autocorrelation of short-term global and beam irradiance", *Solar Energy*, v. 49, n. 6, pp. 477–487, 1992.
- SPENCER, J.W. "Fourier series representation of the position of the Sun", *Search*, v. 2, n. 5, pp. 172 – 173, 1971.
- STEIN, J. S., HANSEN, C.W., ELLIS, A., *et al.* "Estimating annual synchronized 1-min power output profiles from utility scale PV plants at 10 locations in Nevada for a solar grid integration study". In: *Proceedings of the 26th European Photovoltaic Solar Energy Conference and Exhibition*, pp. 3874–3880, Hamburgo, Set. 2011.
- STEIN, J.S. "The photovoltaic Performance Modeling Collaborative (PVPMC)". In: *Proceedings of 38th IEEE Photovoltaic Specialists Conference (PVSC)*, pp. 3048-3052, Austin, Jun. 2012.
- STEIN, J. S., HANSEN, C. W., RENO, M. J. "The Variability Index: A New and Novel Metric for Quantifying Irradiance and PV Output Variability". In: *World Renewable Energy Forum*, Denver, Mai. 2012.
- SUEHRCKE, H., MCCORMICK, P. G. "The frequency distribution of instantaneous insolation values", *Solar Energy*, v. 40, n. 5, pp. 413–422, 1988.
- TRUEBLOOD, C., COLEY, S., KEY, T., *et al.* "PV Measures Up for Fleet Duty: Data from a Tennessee Plant Are Used to Illustrate Metrics That Characterize Plant Performance", *IEEE Power & Energy Magazine*, v. 11, n. 2, p 33-44, Mar./Abr. 2013.

Apêndice A

A.1 Cálculo do KSI_{over}

O trabalho realizado por ESPINAR *et al.* (2009) apresentou algumas métricas para avaliação da semelhança entre conjuntos de dados e as aplicou para determinar o desempenho de modelos de um modelo de estimativa de irradiância global diária através de imagens de satélite para localidades da Alemanha. As métricas são baseadas no teste de Kolmogorov-Smirnov (MASSEY, 1951), que tem a vantagem de ser não paramétrico e de não depender do conhecimento da distribuição da população. Neste teste a distribuição dos dados avaliados é comparada a uma distribuição de referência para o cálculo das diferenças entre as duas. A estatística D deste do teste de Kolmogorov-Smirnov é definida como o valor máximo entre as duas FDA:

$$D = \max|S(x_i) - R(x_i)| \quad (\text{A.1})$$

onde $S(x_i)$ é a FDA empírica do conjunto de dados testado (dados simulados) e $R(x_i)$ é FDA tomada como referência (neste caso os dados observados). Segundo a hipótese nula associada a este teste, caso D seja menor que um limite crítico V_c , os dois conjuntos de dados tem uma distribuição muito semelhante e poderiam ser estatisticamente idênticos. O parâmetro KSI (*Kolmogorov-Smirnov test Integral*) é calculado por integração trapezoidal:

$$KSI = \int_{x_{min}}^{x_{max}} D_n dx \quad (\text{A.2})$$

onde D_n é a estatística D calculada para um número discreto m de passos entre x_{min} e x_{max} para as FDA $S(x_i)$ e $R(x_i)$. $KSI (\%) = 100 \cdot KSI/a_{crítico}$ é a versão normalizada de KSI , onde $a_{crítico} = V_c (x_{max} - x_{min})$.

ESPINAR *et al.* também definem o parâmetro $OVER (\%)$, aqui referido como KSI_{over} , que é a parcela de $KSI (\%)$ em que o limite V_c é superado. Seu cálculo é como segue:

$$aux = \begin{cases} D_n - V_c & \text{se } D_n > V_c \\ 0 & \text{se } D_n \leq V_c \end{cases} \quad (\text{A.3})$$

$$KSI_{over} = 100 \frac{\int_{x_{min}}^{x_{max}} aux \, dx}{a_{critico}} \quad (\text{A.4})$$

Um valor de KSI_{over} maior que zero resulta na rejeição da hipótese nula de que as duas distribuições avaliadas podem ser idênticas. O limite V_c para o nível de significância de 1% proposto pelos autores também foi adotado neste trabalho:

$$V_c = \frac{1,63}{\sqrt{N}}, N \geq 35 \quad (\text{A.5})$$

onde N é o tamanho da amostra.

Neste trabalho optou-se pelo cálculo “exato” para a curva de diferenças D_n , utilizando todos os pontos disponíveis na amostra dos dados simulados, ou seja, $m = N$. Para x_{min} utilizou-se sempre o valor 0, e para x_{max} , de modo a remover possíveis *outliers* da comparações entre KSI_{over} , foi utilizado o valor de x para o qual a FDA atinge o valor 0,999.

A figura A.1 permite melhor entendimento dos conceitos aqui apresentados através de um exemplo do método para o caso de séries de irradiância.

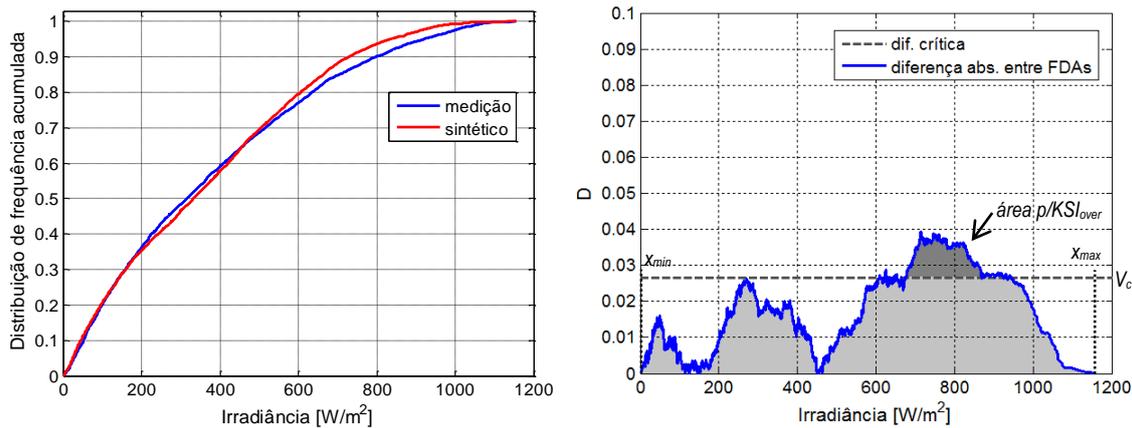


Figura A.1 – Exemplo de aplicação da métrica KSI_{over}

A.2 Cálculo do $VI_{diário}$

Em STEIN *et al.* (2012) foi proposta uma métrica para séries de irradiância global que permite a comparação dos níveis de variabilidade entre diferentes locais e de diferentes períodos de tempo.

O indicador VI (*Variability Index*) para um determinado período de tempo é calculado por:

$$VI = \frac{\sum_{k=2}^n \sqrt{(G_{HOR}(k) - G_{HOR}(k-1))^2 + \Delta t^2}}{\sum_{k=2}^n \sqrt{(G_{HOR/céu\ claro}(k) - G_{HOR/céu\ claro}(k-1))^2 + \Delta t^2}} \quad (A.6)$$

onde G_{HOR} é a série temporal de irradiância global de tamanho n em uma escala temporal Δt em minutos. $G_{HOR/céu\ claro}$ é a série do modelo de céu claro correspondente.

Esta métrica pode ser entendida como sendo a razão entre o comprimento da série de irradiância global medida ou simulada e o comprimento da série de irradiância de céu claro. Períodos de céu claro ou com tempo fechado irão apresentar valores próximos a 1 enquanto valores de VI altos ocorrem apenas em períodos com grande variabilidade na irradiância.

Neste trabalho foi utilizado o caso particular de VI em que o período de integralização das séries $\Delta t = 1$ minuto e o período de tempo de cálculo da métrica é o período diurno de cada dia avaliado:

$$VI_{diário} = \frac{\sum_{k=2}^n \sqrt{(G_{HOR}(k) - G_{HOR}(k-1))^2 + 1}}{\sum_{k=2}^n \sqrt{(G_{HOR/céu\ claro}(k) - G_{HOR/céu\ claro}(k-1))^2 + 1}} \quad (A.7)$$

A figura A.2 apresenta um exemplo de medições de irradiância global e os respectivos $VI_{diário}$ calculados.

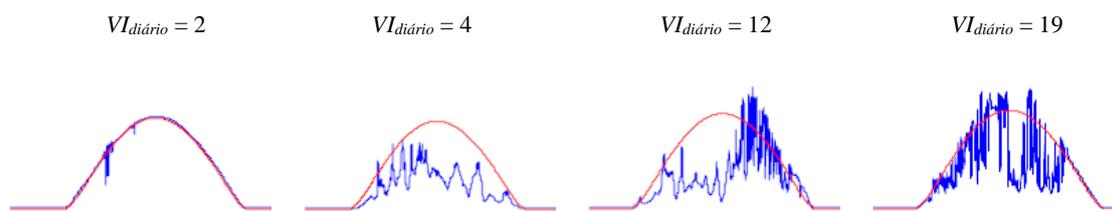


Figura A.2 – Exemplo de aplicação da métrica $VI_{diário}$

Fonte: STEIN *et al.* (2012)