

PROCEDIMENTO PARA IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS DINÂMICOS EM
AMBIENTE INDUSTRIAL

Leonardo Poubel Orenstein

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.

Orientadores: Afonso Celso Del Nero Gomes
Argimiro Resende Secchi

Rio de Janeiro
Março de 2013

PROCEDIMENTO PARA IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS DINÂMICOS EM
AMBIENTE INDUSTRIAL

Leonardo Poubel Orenstein

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. Afonso Celso Del Nero Gomes, D. Sc.

Prof. Argimiro Resende Secchi, D. Sc.

Prof. Fernando Cesar Lizarralde, D. Sc.

Prof. Maurício Bezerra de Souza Jr., D. Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ – BRASIL

MARÇO DE 2013

Orenstein, Leonardo Poubel

Procedimento para identificação de sistemas dinâmicos em ambiente industrial/Leonardo Poubel Orenstein. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2013.

XIV, 107 p.: il.; 29,7cm.

Orientadores: Afonso Celso Del Nero Gomes

Argimiro Resende Secchi

Dissertação (mestrado) – UFRJ/COPPE/Programa de Engenharia Elétrica, 2013.

Referências Bibliográficas: p. 103 – 107.

1. Identificação de sistemas. 2. Projeto ótimo de perturbações. 3. Controle Preditivo Linear. 4. Sistemas Lineares Multiváriaveis. I. Gomes, Afonso Celso Del Nero *et al.* II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Elétrica. III. Título.

Agradecimentos

Este trabalho é o resultado de três anos de pesquisa na UFRJ, todavia ele só existe devido ao apoio dos amigos e colegas que acompanharam este processo. A estes eu ofereço a minha mais profunda gratidão.

Inicialmente, eu gostaria de agradecer aos professores Afonso Celso e Argimiro Secchi, que sem a supervisão e orientação este trabalho não seria possível, além dos ensinamentos, que contribuíram para a minha formação técnica e pessoal. Também gostaria de agradecer ao professor Enrique Lima, que acompanhou o nascimento deste trabalho e despertou em mim o interesse pela área de identificação, além dos conselhos e orientações no começo deste trabalho. A todos estes mestres, que mais do que professores foram guias durante essa jornada, obrigado. Aos prezados professores Fernando e Maurício que compuseram a minha banca eu gostaria de ressaltar o meu apreço pelos comentários e os comentários durante a defesa, que com certeza contribuíram com esta a qualidade final desta dissertação.

A toda a equipe do CENPES, obrigado por me ensinar que profissionalismo e camaradagem podem andar juntos. Com certeza essa é uma lição que eu pretendo levar durante toda a minha vida profissional. Em especial aos amigos Marcos Vinícius, Livia e Carlos Eduardo, pelas as sugestões ao trabalho, paciência e diversas aulas de processos e controle avançado.

Agradeço também aos colegas do LADES, pelos momentos de trabalho, estudo e discussões. Sem a ajuda de vocês esse caminho teria sido muito mais difícil, e, com certeza, muito menos divertido. Aproveito para agradecer aos colegas da GE, por estarem sempre presentes neste último ano. Obrigado pelo encorajamento e pelo suporte nos momentos de cansaço.

Aos amigos Alex, Anderson, André, Andrei, Daniel, Diogo, Gabriel, Lucas, Marcelo, Maurício, Murilo e Thiago, companheiros de tantas vitórias e apoio para as derrotas, obrigado. Vocês são residentes nas minhas mais afetuosas memórias deste últimos 8 anos, e espero que lá permaneçam nos anos por vir.

Finalmente, aos meus pais e irmão, pelas palavras de suporte e incentivo durante toda a minha vida. Vocês que tornaram tudo isso possível.

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

PROCEDIMENTO PARA IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS DINÂMICOS EM AMBIENTE INDUSTRIAL

Leonardo Poubel Orenstein

Março/2013

Orientadores: Afonso Celso Del Nero Gomes
Argimiro Resende Secchi

Programa: Engenharia Elétrica

Neste trabalho, é introduzida uma nova metodologia para identificação de sistemas dinâmicos e são apresentados os resultados do seu uso em simulação e em um estudo de caso em um ambiente industrial. A metodologia foi proposta para tratar de lacunas encontradas nos atuais métodos, no que tange o seus usos em ambientes industriais, e combina métodos tradicionais com um enfoque baseado na teoria da identificação assintótica.

Na proposta, o sistema que se deseja identificar é submetido a excitações na forma de degraus e Ruído Binário Generalizado (**GBN**). O sinal **GBN** é projetado de forma a buscar respeitar os limites operacionais do sistema. Para demonstrar a eficiência do método são apresentados os resultados da metodologia para a simulação de sistemas lineares e de um *benchmark* proposto pela Shell. Além disto são discutidos os resultados obtidos em um estudo de caso para um processo de produção de amônia em larga escala. Neste estudo, a metodologia proposta foi utilizada para identificar um conjunto de mais de 3000 modelos para um Controlador Preditivo Multivariável, que estão atualmente sendo utilizados pelo controlador.

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

PROCEDURE FOR DYNAMIC SYSTEMS IDENTIFICATION ON AN INDUSTRIAL ENVIROMENT

Leonardo Poubel Orenstein

March/2013

Advisors: Afonso Celso Del Nero Gomes

Argimiro Resende Secchi

Department: Electrical Engineering

In this work a new framework for identification of dynamic system is introduced, and its results are shown on both simulation and in an actual industrial environment. The methodology was developed to face the gaps on the current methods of identification for industrial applications, and combines traditional methods with an asymptotic based approach.

Under the proposed framework, the system to be identified is subject to steps and a Generalized Binary Noise (**GBN**) excitations. The **GBN** signal is projected in such a way as to respect the system's specification. To demonstrate the effectiveness of the approach, the results of the method for the simulations of linear systems and to the Shell Benchmark Process are analysed, and a case study of a large scale ammonia production plant is discussed. The proposed methodology was used to identify over 3000 models for a Model Predictive Controller (MPC), currently being used in the plant.

Sumário

Lista de Figuras	ix
Lista de Tabelas	xiii
1 Introdução	1
1.1 Motivação	2
1.2 Princípios de Operação	2
1.3 Organização da Dissertação	5
2 Fundamentos da Identificação e Revisão bibliográfica	6
2.1 O modelo	6
2.2 A perturbação	9
2.2.1 Degrau e onda quadrada	9
2.2.2 Identificação Assintótica	10
2.2.3 Sinal Binário Pseudo Aleatório (PRBS)	12
2.2.4 Ruído Binário Generalizado (GBN)	13
2.3 Custo da Identificação	15
2.4 Revisão Bibliográfica	16
3 Procedimento Proposto	20
3.1 Objetivos	20
3.2 Visão Geral	20
3.2.1 Pré Teste	21
3.2.2 Perturbação degrau	21
3.2.3 Obtenção de modelos iniciais	22
3.2.4 Projeto de teste GBN	24
3.2.5 Perturbação GBN	25
3.2.6 Modelagem	26
3.2.7 Verificação	28
3.2.8 Geração de modelos finais	29
3.3 Roteiro passo a passo	29

4	Resultados	32
4.1	Simulação	32
4.1.1	Modelos Lineares	32
4.1.2	Benchmark	37
4.1.3	Resultados para o benchmark	39
4.2	Caso de teste	60
4.2.1	Reforma Primária	61
4.2.2	Unidade de Produção de Amônia	73
5	Conclusões e Trabalhos futuros	93
5.1	Trabalhos Futuros	93
	Referências Bibliográficas	103

Lista de Figuras

1.1	Fluxograma de decisão para identificação SÖDERSTRÖM e STOICA (1989)	4
2.1	Espectro de potência de uma onda quadrada de período 60	11
2.2	Exemplo de sinal PRBS	12
2.3	Exemplo de sinal GBN para $p=0.92$	13
2.4	Exemplo de sinal GBN para $p=0.95$	14
2.5	Exemplo de sinal GBN para $p=0.98$	15
3.1	Exemplo de perturbação utilizada durante o pré-teste	22
3.2	Exemplo de perturbação degrau utilizada em um sistema com duas entradas.	23
3.3	Exemplo de predição dos resultados de um teste GBN no começo e no fim da etapa de projeto	26
3.4	Exemplo de perturbação de um teste GBN no começo e no fim da etapa de projeto	27
4.1	Gráfico dos valores de MRSE e MVAF para 75 sistemas lineares com ruído branco	34
4.2	Exemplo de resposta gerada antes e depois de ser corrompida por um ruído colorido	35
4.3	Exemplo de saídas corrompidas por um ruído colorido	36
4.4	Gráfico dos valores de MRSE e MVAF para 50 sistemas lineares com ruído colorido e perda de dados	37
4.5	Valores de MRSE e MVAF para 20 sistemas mal condicionados.	38
4.6	Fluxograma de processo para o <i>benchmark</i> da Sheel COTT (1995)	39
4.7	Resultado da simulação para o <i>benchmark</i> da Shell com $N_s = 0.2$	40
4.8	Resultado da simulação para o <i>benchmark</i> da Shell com $N_s = 0.5$	41
4.9	Resultado da simulação para o <i>benchmark</i> da Shell com $N_s = 1.0$	42
4.10	Resultado do Pré-teste para o <i>benchmark</i> da Shell $N_s = 0.2$	43
4.11	Resultado do teste degrau para o <i>benchmark</i> da Shell $N_s = 0.2$	45

4.12	Resposta ao degrau para o modelo inicial obtido para o <i>benchmark</i> da Shell $N_s = 0.2$	47
4.13	Resposta ao degrau do sistema proposto no <i>benchmark</i> da Shell, sem ruído	47
4.14	Resultado da análise de impacto do teste GBN na pressão para o <i>benchmark</i> da Shell com $N_s = 0.2$	49
4.15	Resultado da análise de impacto do teste GBN na composição para o <i>benchmark</i> da Shell com $N_s = 0.2$	49
4.16	Comparativo do sinal GBN original vs modificado para o <i>benchmark</i> da Shell com $N_s = 0.2$	50
4.17	Resultado da análise de impacto do teste GBN na pressão para o <i>benchmark</i> da Shell com $N_s = 1.0$	50
4.18	Resultado da análise de impacto do teste GBN na composição para o <i>benchmark</i> da Shell com $N_s = 1.0$	51
4.19	Comparativo do sinal GBN original vs modificado para o <i>benchmark</i> da Shell com $N_s = 1.0$	51
4.20	Comparativo do espectro de potência de vazão para do sinal GBN original vs modificado para o <i>benchmark</i> da Shell com $N_s = 1.0$	52
4.21	Comparativo do espectro de potência da carga térmica para do sinal GBN original vs modificado para o <i>benchmark</i> da Shell com $N_s = 1.0$	53
4.22	Comparativo entre a resposta de Composição medida e estimada ao sinal GBN modificado para o <i>benchmark</i> da Shell com $N_s = 0.2$	54
4.23	Comparativo entre a resposta de Pressão medida e estimada ao sinal GBN modificado para o <i>benchmark</i> da Shell com $N_s = 0.2$	54
4.24	Modelo final obtido para o <i>benchmark</i> da Shell com $N_s = 0.2$	56
4.25	Validação do modelo final contra a excitação degrau para o <i>benchmark</i> da Shell com $N_s = 0.2$	56
4.26	Validação do modelo final contra a excitação GBN para o <i>benchmark</i> da Shell com $N_s = 0.2$	57
4.27	Comparação dos modelos obtidos para diferentes níveis de ruído para o <i>benchmark</i> da Shell	57
4.28	Tabela de ganhos para o <i>benchmark</i> da Shell com $N_s = 0.2$	59
4.29	Tabela de direções para o <i>benchmark</i> da Shell com $N_s = 0.2$	59
4.30	Fluxograma simplificado de produção de amônia AGARWAL (2010) com as variáveis de interesse reforma primária indicadas.	63
4.31	Resultados do pré-teste da V03 para Reforma Primária	64
4.32	Resultados do pré-teste da C02 para Reforma Primária	65
4.33	Modelo inicial para V03 da Reforma Primária.	66

4.34	Comparação dos sinais medidos e estimados com modelo inicial da V03 para Reforma Primária.	66
4.35	Modelo inicial para C02 da Reforma Primária.	67
4.36	Comparação dos sinais medidos e estimados com modelo inicial da C02 para Reforma Primária.	67
4.37	Sinal GBN aplicado na variável V03 para identificação da Reforma Primária.	69
4.38	Sinal GBN aplicado na variável C02 para identificação da Reforma Primária.	69
4.39	Comparativo entre os modelos obtidos com a metodologia proposta e a tradicional na variável V03 da Reforma Primária.	71
4.40	Comparativo entre os modelos obtidos com a metodologia proposta e a tradicional na variável C02 da Reforma Primária	72
4.41	Comparativo entre os modelos obtidos com a metodologia proposta e a tradicional na variável V03 da Reforma Primária com dados de validação. A - Pressão queimador 3, B Pressão queimador 4, C Temperatura harpa 3 Norte, D Temperatura harpa 4 Norte e E Temperatura harpa 8 Norte	72
4.42	Comparativo entre os modelos obtidos com a metodologia proposta e a tradicional na variável C02 da Reforma Primária com dados de validação.	73
4.43	Fluxograma de produção de amônia AGARWAL (2010) simplificado e adaptado com as variáveis de interesse indicadas.	75
4.44	Resultados do pré-teste da TG1 para unidade de produção de amônia. 76	
4.45	Resultados do pré-teste da FA1 para unidade de produção de amônia. 77	
4.46	Resultados do teste da TG1 para unidade de produção de amônia. . 78	
4.47	Resultados do teste da FA1 para unidade de produção de amônia. . . 78	
4.48	Resultados do teste da C01 para unidade de produção de amônia . . 79	
4.49	Modelo inicial para TG1 da unidade de produção de amônia.	80
4.50	Modelo inicial para C01 da unidade de produção de amônia.	81
4.51	Comparação dos sinais medidos e calculados com modelo inicial da TG1 para unidade de produção de amônia.	81
4.52	Comparação dos sinais medidos e calculados com modelo inicial da C01 para unidade de produção de amônia.	82
4.53	Resultado simulado do sinal GBN modificado utilizado para o grupo A para unidade de produção de amônia nas variáveis OC03 e OC04 . 82	
4.54	Resultado simulado do sinal GBN modificado utilizado para o grupo B para unidade de produção de amônia nas variáveis OC03 e OC04 . 83	

4.55	Resultado simulado do sinal GBN modificado utilizado para o grupo C para unidade de produção de amônia nas variáveis OC03 e OC04 .	83
4.56	Resposta do experimento com o grupo A para as variáveis OC03 e OC04 .	85
4.57	Resposta do experimento com o grupo B para as variáveis OC03 e OC04 .	86
4.58	Resposta do experimento com o grupo C para as variáveis OC03 e OC04 .	87
4.59	Resultados do experimento GBN do grupo B para a vazão de amônia produzida.	88
4.60	Resultados do experimento GBN do grupo C o teor de metano na saída da Reforma Primária.	89
4.61	Modelos finais obtidos para a variável C01 para as razões de ar/gás no processo	90
4.62	Modelo final obtido para a variável TG1 com a concentração de metano no fim da Reforma Primária.	90
4.63	Modelos finais obtidos para a variável FA1 para vazão de amônia produzida	91
4.64	Tabela de direções para o <i>benchmark</i> da Shell com $N_s = 0.2$	91
4.65	Parcela da tabela de ganhos para o processo de produção de amônia	91

Lista de Tabelas

2.1	Definições do tipo de modelos de acordo com os polinômios utilizados LJUNG (1987)	8
2.2	Linhas gerais para ajuste de p TULLEKEN (1990).	14
4.1	Resumo dos resultados obtidos para 125 modelos lineares	36
4.2	Sumário do ponto operacional para o <i>benchmark</i> Shell COTT (1995)	38
4.3	Parâmetros utilizados para geração do modelo inicial no <i>benchmark</i> Shell	46
4.4	Parâmetros utilizados para geração do modelo final no <i>benchmark</i> Shell	55
4.5	Valores obtidos para as métricas MRSE e MVAF para o <i>benchmark</i> da Shell	58
4.6	Lista de variáveis de entrada para Reforma Primária	62
4.7	Análise dos modelos para unidade de produção de amônia	92
1	Notas dos modelos da Reforma Primária - Parte 1	95
2	Notas dos modelos da Reforma Primária - parte 2	96
3	Notas dos modelos da Reforma Primária - parte 3	96
4	Modelos utilizados para as saídas de composição e inferências com as respectivas notas - Parte 1.	97
5	Modelos utilizados para as saídas de composição e inferências com as respectivas notas - Parte 2.	97
6	Modelos utilizados para as saídas relacionadas com as vazões com as respectivas notas - Parte 1.	98
7	Modelos utilizados para as saídas relacionadas com as vazões com as respectivas notas - Parte 2.	98
8	Modelos utilizados para as saídas relacionadas aos compressores com as respectivas notas - Parte 1.	99
9	Modelos utilizados para as saídas relacionadas aos compressores com as respectivas notas - Parte 2.	99

10	Modelos utilizados para as saídas relacionadas às temperaturas com as respectivas notas - Parte 1.	100
11	Modelos utilizados para as saídas relacionadas às temperaturas com as respectivas notas - Parte 2.	101
12	Modelos utilizados para as saídas relacionadas às pressões com as respectivas notas - Parte 1.	101
13	Modelos utilizados para as saídas relacionadas às pressões com as respectivas notas - Parte 2.	102

Capítulo 1

Introdução

A atividade de identificação e modelagem de sistemas é uma peça fundamental em estruturas de controle mais sofisticadas. Diversos algoritmos, como controle preditivo e controle robusto, além de ferramentas de otimização em tempo real, dedicam boa parte de seus esforços para obter formas satisfatórias de se descrever os sistemas que se deseja controlar ou otimizar. Todavia, as etapas tradicionalmente envolvidas neste processo se demonstram custosas, demoradas e pouco efetivas em problemas industriais e de maior magnitude.

Há um custo em se obter bons modelos. Durante o projeto de um controlador preditivo multivariável, a etapa de identificação dos modelos é a mais longa. As etapas de modelagem, realização de experimentos e estimação dos parâmetros são responsáveis por mais de metade do tempo do projeto DARBY e NIKOLAOU (2012); DARBY *et al.* (2009); RICHALET (1993). Além da dilatação do cronograma, as perturbações necessárias no processo resultam em reduções na produção, perda de especificação dos produtos e riscos operacionais. Embora os resultados compensem estes infortúnios, é de interesse geral que estes possam ser minimizados.

Modelos que se aproximem da realidade e sejam de fácil manipulação podem fazer a diferença entre um projeto ser bem sucedido ou apenas uma ferramenta sem uso prático. A precisão e a acurácia do modelo obtido também refletem diretamente no desempenho da ferramenta a ser implementada, possibilitando o sistema a trabalhar mais próximo do seu ponto de rendimento ótimo e tornando-o mais robusto.

Os métodos tradicionalmente aplicados à identificação não levam em consideração características intrínsecas do sistema, como a relação entre vários subsistemas e efeitos combinados das variáveis. Piorando a situação, os experimentos normalmente demandam longos testes, que implicam em desconforto operacional, altos custos e, muitas vezes, em resultados inconclusos. Outro empecilho encontrado com a abordagem tradicional, é a dificuldade de se considerar as restrições da região de operação do sistema que se deseja estudar. Este trabalho visa propor uma metodologia nova para suprir as falhas observadas.

1.1 Motivação

O campo de projeto ótimo de sinais para identificação de sistemas tem sido o objeto de estudos desde a década de 1960 GEVERS (2006); GEVERS *et al.* (2011); MEHRA (1974). Entretanto, apesar das cinco décadas de dedicação ao tema, ainda é difícil encontrar um método confiável e robusto, que possa ser aplicado em um ambiente industrial ou em um sistema real complexo. Ademais, muitos dos trabalhos desenvolvidos se baseiam em suposições sobre as condições experimentais que não são observadas em situações reais, ou são de difícil utilização por um engenheiro não especializado. Como consequência, estes métodos não cumprem todo o seu potencial, sendo renegados em favor de metodologias retrógradas e inadequadas.

Estas técnicas tradicionais de identificação têm como ponto forte a facilidade de aplicação e de condução do teste, uma vez que resumem o sistema a subsistemas mais simples. Em uma grande classe de sistemas reais, esta simplificação não se demonstra válida, tendo o custo de comportamentos vitais dos processos. Outra característica desta abordagem é a perturbação de uma variável por vez. Isto implica que a etapa de identificação tem a sua duração diretamente proporcional à dimensão do sistema estudado.

Por outro lado, as técnicas clássicas multivariáveis refletem em testes muito difíceis de serem conduzidos. Além disto, não é dada garantia alguma do bom comportamento do processo durante o experimento. Estas duas características afastam estas técnicas de sistemas reais em ambientes industriais.

Diversas formas de resolver este problema já foram estudadas, das quais vale citar BRUWER e MACGREGOR (2006); LI e GEORGAKIS (2008); ZHAN *et al.* (2006). Conforme avaliado no decorrer do trabalho, estas metodologias, embora mais sofisticadas, não apresentam vantagens em sistemas complexos. Sendo assim, este trabalho busca trazer uma abordagem nova, validada através de simulações e em um ambiente industrial rico, que seja de fácil implementação e uso.

1.2 Princípios de Operação

O princípio básico por trás da identificação de sistemas consiste em perturbar o processo de interesse a fim de se obter uma representação do mesmo. Para isto, é aplicado um sinal conhecido a um conjunto de variáveis que podem ser manipuladas, chamadas de entradas. Uma vez aplicada a excitação definida ao sistema, são medidas as respostas do sistema no decorrer do tempo. Com base nessas entradas e saídas, busca-se uma função matemática a qual se dá o nome de modelo, que correlaciona as entradas às saídas.

Existem diversas formulações para esta função, podendo ser baseadas no conhe-

cimento prévio das leis físicas e lógicas que governam o sistema, ao qual se dá o nome de modelagem fenomenológica, ou baseada em equações matemáticas gerais, como decaimentos exponenciais, ou ainda abordagens mistas, que contam com características de ambas as filosofias. Independente da filosofia escolhida, para problemas de interesse prático, o importante é serem definidos parâmetros estimáveis para melhor adequar o modelo à realidade experimental encontrada, os quais são obtidos através da resolução de um problema de otimização. Existem várias maneiras de se formular este problema de otimização, sendo a mais comum maximizar a verossimilhança entre as respostas do modelo e a realidade medida.

Finalmente, uma vez de posse dos modelos, é comum uma etapa de validação, onde os modelos encontrados são submetidos a diversas formas de avaliação a fim de ser determinar a adequação do mesmo à realidade observada. Há diversas formas de serem feitas estas análises, sendo as mais comuns a exposição dos modelos a uma nova realidade experimental, a análise subjetiva dos modelos e das respostas por especialistas e testes estatísticos.

De uma forma geral as etapas da identificação podem ser descritas conforme o fluxograma 1.1.

A identificação pode ser dividida por duas características principais, o número de entradas e saídas e se o sistema é realimentado. Caso o sistema possua apenas uma entrada e uma saída ele é dito ser *single input single output (SISO)*. Para esta categoria de sistemas já existem diversas metodologias consolidadas, e que apresentam resultados satisfatórios, a ressaltar as perturbações por degrau e sinais aleatórios. Caso o sistema possua mais de uma entrada e uma saída ele é considerado *Multiple Input - Multiple Output (MIMO)*. Neste caso, na maior parte das vezes, o sistema é dividido em subsistemas com apenas uma entrada e várias saídas *Multiple Input - Single Output (MISO)* e são aplicadas as mesmas metodologias dos sistemas SISO. Esta abordagem normalmente apresenta diversas deficiências, como a dificuldade em manter as demais entradas constantes, a necessidade de vários testes e a impossibilidade de se detectar relações entre as variáveis. Para suprir estas questões existe um conjunto de técnicas voltadas a sistemas MIMO, que foram utilizadas como base para este trabalho. No capítulo 2 são apresentados com mais detalhes as técnicas utilizadas e são revisadas as práticas hoje utilizadas na literatura.

Outra característica de extrema importância no que diz respeito à identificação, é se o sistema em questão possui uma realimentação. Caso haja realimentação e o objetivo seja um modelo apenas do subsistema, é dito que a identificação é feita em malha fechada, e existem algumas implicações nos métodos a serem utilizados. Caso contrário, a identificação é considerada de malha aberta. O segundo é o foco deste trabalho, pois o objetivo do trabalho é obter modelos para controladores preditivos e sistemas de otimização em tempo real, etapa anterior ao fechamento da malha

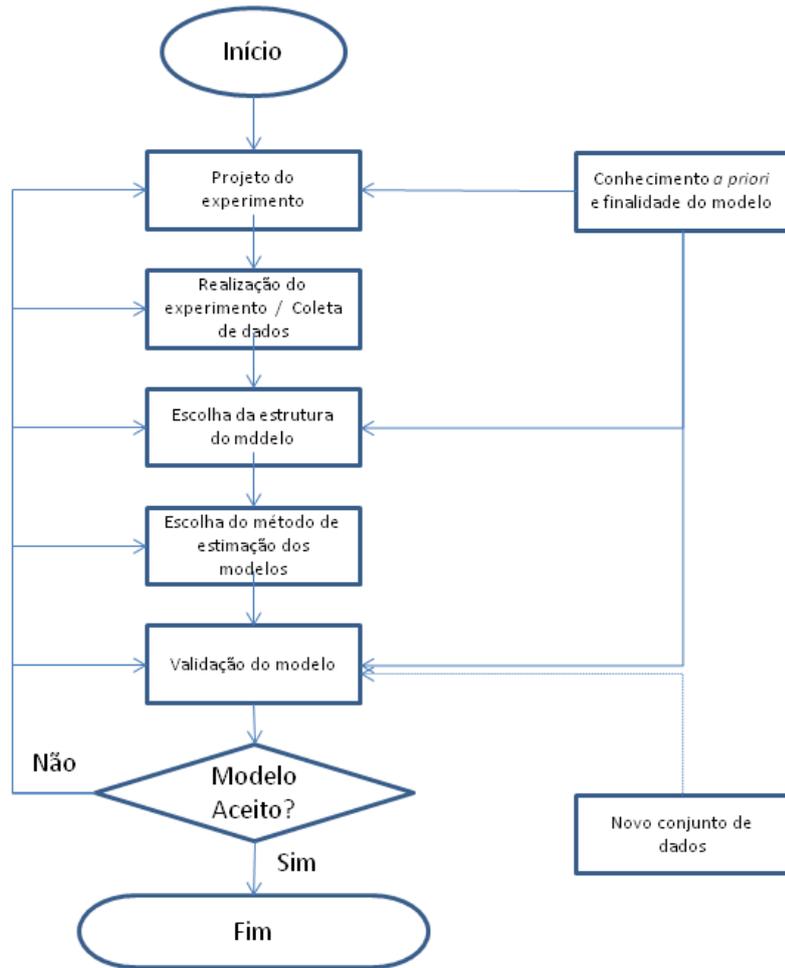


Figura 1.1: Fluxograma de decisão para identificação SÖDERSTRÖM e STOICA (1989)

com controlador.

As perturbações aplicadas no sistema podem ter diversas formas, dependendo da finalidade do modelo, da região de frequência que se deseja mapear, limites de operação das entradas ou alguma outra particularidade, que delimitam as condições de contorno do problema. Assim, é evidente a necessidade de se definir as perturbações a serem aplicadas no sistema para cada caso específico. Isto é chamado de projeto ótimo de sinal para teste, e normalmente busca-se minimizar uma função custo enquanto respeitam-se as restrições do problema, geralmente definidas pela região operacional do mesmo. O foco deste trabalho foi construir uma metodologia para o projeto de sinais, definindo uma abordagem que possibilite diversas formas de se modelar os sistemas e seja possível aplicar em situações reais.

Na maior parte dos casos, as informações prévias do sistema são limitadas, e, quando disponíveis, são restritas a fatos pontuais e qualitativos. Mesmo a região

de operação do sistema é mal definida, tendo sido estipulada durante o projeto do mesmo e atualizada sem uma metodologia bem definida. Esta falta de informação se traduz em um problema pobremente descrito e, por consequência, em uma solução geralmente longe do ótimo real.

A fim de obter melhores resultados, é comum aplicar metodologias iterativas de identificação, onde os resultados obtidos em uma etapa anterior são utilizados para se obter novos modelos, naturalmente, novos sinais de perturbação. Em uma extensão desta filosofia, começaram a surgir os algoritmos para identificação em malha fechada, onde a resposta do sinal aplicado é realimentado através da entrada e utilizado para gerar a próxima ação de perturbação. Esta metodologia implica em uma etapa extra para se separar a influência do próprio identificador do resto do sistema. Uma das grandes críticas que estes métodos sofrem é a dificuldade de provar a estabilidade do teste em malha fechada GEVERS *et al.* (1998, 2011), o que dificulta a sua aplicação em casos reais.

1.3 Organização da Dissertação

Esta dissertação é composta de cinco capítulos, incluindo este. No próximo capítulo é apresentado formalmente o problema de identificação, assim como as características desejadas nos modelos obtidos e alguns resultados interessantes disponíveis na literatura.

No capítulo seguinte é introduzida a metodologia de identificação proposta neste trabalho, com as suas principais etapas descritas.

No quarto capítulo a metodologia apresentada é validada com diversos modelos e um *benchmark* da área. Também, são relatados os resultados obtidos em ambiente industrial, para identificação de modelos em sistemas de grande porte, com dezenas de entradas e saídas.

Por fim, o último capítulo apresenta as conclusões dos trabalhos desenvolvidos e direciona os rumos a serem seguidos em trabalhos futuros.

Capítulo 2

Fundamentos da Identificação e Revisão bibliográfica

Neste capítulo é formalizada a notação matemática das definições apresentadas previamente, a fim de construir uma base para as propostas a seguir. Uma vez explicitados os principais pontos é oferecida ao leitor uma revisão sobre alguns dos conceitos abordados. São discutidas as três formas de perturbações mais comuns para processos industriais e são listadas as suas características. Finalmente, na seção 2.4, é apresentado um levantamento da evolução do projeto ótimo de perturbações e são discutidos alguns trabalhos mais relevantes para a pesquisa aqui apresentada.

2.1 O modelo

Identificação de sistemas é o campo das ciências que se dedica a modelar o comportamento dos mesmos a partir de dados experimentais SÖDERSTRÖM e STOICA (1989). O objetivo da identificação é obter um sistema de equações capaz de descrever, com a precisão necessária, um determinado sistema e que seja capaz de ser extrapolado dentro de uma região de interesse. Assim, sendo

$$\vec{Y}(t) = \mathbf{G}(\mathbf{t}, \mathbf{U}(t), \mathbf{\Gamma}) + \nu(t) \quad (2.1)$$

Na qual $\mathbf{Y}(t)$ é o conjunto de variáveis de interesse do sistema, denominado saída, contra as quais se deseja estabelecer modelos em relação à $\mathbf{U}(t)$, as entradas do sistema, passíveis de manipulação pelo experimentador. $\mathbf{\Gamma}$ é um conjunto de parâmetros do sistema, e $\nu(t)$ são as perturbações não determinísticas.

Deseja-se obter um modelo $\hat{\mathbf{G}}(\mathbf{t}, \mathbf{\Theta}, \mathbf{U}(t), \mathbf{\Gamma})$, com uma estrutura M , sendo $\mathbf{\Gamma}$ um determinado conjunto de parâmetros a ser determinado, que descreva o sistema 2.1 com a menor distância possível sob uma métrica S , dentro de uma região \mathcal{D} .

Diversas abordagens são possíveis para se obter boas representações matemá-

ticas dos sistemas reais, como a construção de modelos fenomenológicos ou por modelagem empírica. O primeiro, embora gere resultados excelentes quando feita corretamente, implica em um trabalho longo e árduo, e muitas vezes apresenta problemas de robustez e confiabilidade. A modelagem empírica por sua vez, tem se mostrado uma ferramenta interessante do ponto de vista prático, sendo realizável em um tempo mais baixo que o da modelagem fenomenológica e de aplicação mais simples.

No contexto de análise empírica dos dados, diferentes formas de se resolver o problema são possíveis, como com redes neuronais, análise das direções principais ou modelos paramétricos. As duas primeiras, na visão do autor, apresentam resultados interessantes quando não é possível realizar testes, há pouco tempo disponível para modelagem, há uma pequena região de interesse e nenhum conhecimento sobre o comportamento do sistema. Todavia, elas devem ser utilizadas com cautela, pois há um risco muito grande de haver uma superparametrização do modelo e surgirem dificuldades para extrapolação, ou seja, o modelo obtido não ser capaz de representar o sistema real em toda a região \mathcal{D} .

Para sistemas dinâmicos, normalmente são utilizadas as modelagens através do espaço de estados, no domínio da frequência, de resposta ao degrau e modelos baseados em decaimentos exponenciais, descritos por equações diferenciais ou equações a diferenças no caso discreto.

Modelos de resposta ao degrau, embora sejam compostos por um número elevado de coeficientes, aproximando rapidamente centenas ou milhares para sistemas de grandes dimensões, são considerados modelos não-paramétricos. Esses modelos possuem algumas facilidades computacionais e sofrem do mesmo problema de extrapolação já descrito antes. Além disto estes modelos frequentemente modelam as características estocásticas do sistema de forma determinística, o que não é interessante. Apesar destas deficiências, estes modelos são utilizados na grande maioria das estruturas de controle preditivo. Neste trabalho será adotada a modelagem baseada em equações a diferenças, com atraso.

Os modelos baseados em equações de diferenças são capazes de representar bem modelos lineares com poucos parâmetros. Ademais, em uma grande família de sistemas, a região de interesse é suficientemente pequena, de forma se que pode utilizar um modelo linear para representar o sistema real. Esta última característica se demonstra de grande valia, pois facilita a manipulação matemática do modelo obtido, fornecendo uma estrutura robusta e linear para otimização nos parâmetros, exceto os atrasos. A escolha da modelagem discreta se deve ao fato que, geralmente, para identificação utilizam-se dados amostrados, sendo ela mais apropriada.

O modelo de equações de diferenças pode ser descrito de forma geral para o caso

de uma entrada e uma saída através de 2.2, retirado de LJUNG (1987):

$$A(q^{-1})y(t) = \frac{B(q^{-1})}{F(q^{-1})}u(t) + \frac{C(q^{-1})}{D(q^{-1})}e(t) \quad (2.2)$$

$$A(q^{-1}) = 1 + \sum_{i=1}^{n_a} a_i q^{-i}$$

$$B(q^{-1}) = \sum_{i=0}^{n_b} b_i q^{-i}$$

$$C(q^{-1}) = 1 + \sum_{i=1}^{n_c} c_i q^{-i}$$

$$D(q^{-1}) = 1 + \sum_{i=1}^{n_d} d_i q^{-i}$$

$$F(q^{-1}) = 1 + \sum_{i=1}^{n_f} f_i q^{-i}$$

$$\vec{\theta} = \{a_1, \dots, a_{n_a}, b_1, \dots, b_{n_b}, c_1, \dots, c_{n_c}, d_1, \dots, d_{n_d}, f_1, \dots, f_{n_f}\}^T$$

Onde $e(t)$ é o ruído branco e q^{-1} o atraso unitário. É fácil ver a similaridades entre a formulação da equação 2.2 e da equação 2.1. Todavia, algumas observações devem ser feitas. Primeiro que o modelo acima é linear, o que causa grandes facilidades para operá-lo, porém implica em algumas limitações na sua extrapolação. Outro fator é que o ruído considerado na equação 2.2 é um ruído branco filtrado, o que difere da perturbação estocástica descrita por $\nu(\mathbf{t})$.

Existem diferentes tipos de modelos, de acordo com os polinômios A, B, C, D, E e F utilizados. As diferentes denominações, assim como quais polinômios são utilizados, estão representadas na Tabela 2.1.

Tabela 2.1: Definições do tipo de modelos de acordo com os polinômios utilizados LJUNG (1987)

Polinômios utilizados	Nome do modelo
B	FIR
AB	ARX
ABC	ARMAX
AC	ARMA
ABD	ARARX
ABCD	ARARMAX
AF	OE (Output Error)
BFCD	Box-Jenkins

Para este trabalho será utilizado o modelo ARX com atraso, que não modela as perturbações estocásticas. Um dos principais objetivos dos modelos identificados no escopo deste trabalho é a construção de controladores preditivos que, em sua

formulação mais tradicional, não possuem uma estrutura estocástica. Ainda assim, a metodologia proposta aceitaria qualquer outra estrutura de modelo proposta com poucas alterações. Considerando o modelo ARX, a equação 2.2 resume-se a:

$$A(q^{-1})y(t) = B(q^{-1})u(t) \quad (2.3)$$

Nesta forma convém reescrever $B(q^{-1})$ de forma a ficar explícito o atraso n_k , como pode ser visto na equação 2.4

$$B(q^{-1}) = \sum_{i=n_k}^{n_b+n_k} b_i q^{-i} \quad (2.4)$$

Esta notação para sistemas *SISO* pode facilmente ser expandida para sistema *MIMO* através de vetores de entrada e alterando as dimensões de $A(q^{-1})$ e $B(q^{-1})$ devidamente.

2.2 A perturbação

Uma vez definido o modelo, outra decisão de grande impacto no resultado final do processo de identificação é sobre a perturbação a ser aplicada ao sistema. Diferentes sinais podem ser utilizados dependendo do fim para modelo a ser obtido e do sistema estudado. Desta forma, o projeto de um sinal ótimo consiste em definir qual perfil de sinal será adotado, levando em consideração a aplicação final do modelo.

Embora existam infinitas formas de perturbar um sistema, este trabalho focará nas três consideradas mais interessantes para processos industriais contínuos. Inicialmente, será tratada a perturbação mais clássica, o degrau. Posteriormente, serão descritos o Sinal Binário Pseudo Aleatório (**PRBS**) e o Ruído Binário Generalizado (**GBN**), proposto em TULLEKEN (1990), para identificação de sistemas. Além destes sinais, outros dois merecem nota, a média móvel de uma sequência autor-regressiva, que possui interessantes propriedades estocásticas, porém necessita da escolha de muitos parâmetros, e a soma de senóides, composta pelo somatório de senóides com diferentes frequências e fases.

2.2.1 Degrau e onda quadrada

Como este estímulo fornece uma resposta de fácil análise por engenheiros e operadores do sistema, é o sinal mais frequentemente usado para identificação de sistemas. O estímulo é definido como um sinal com dois estados, ativo e inativo e pode ser descrito através de 2.5, sendo u_0 a amplitude da perturbação que se deseja aplicar ao sistema.

$$U(t) = \begin{cases} 0 & t < 0 \\ u_0 & t \geq 0 \end{cases} \quad (2.5)$$

Normalmente esse sinal é feito na forma de uma onda quadrada, que consiste em dois degraus consecutivos, de sentidos opostos e mesma amplitude, ou ainda tendo o segundo uma amplitude duas vezes maior que o primeiro, mas em sentido oposto, como descrito na equação 2.6, sendo t_0 o tempo de mudança do sinal. Este tipo de sinal é geralmente utilizado para explorar de forma simétrica a região de operação do sistema e buscar não linearidades, devido à sua natureza trinária.

$$U(t) = \begin{cases} 0 & t < 0 \\ u_0 & 0 \leq t < t_0 \\ -u_0 & t \geq t_0 \end{cases} \quad (2.6)$$

Este sinal concentra energia nas baixas frequências, e, conseqüentemente, os modelos obtidos utilizando apenas este tipo de perturbação possuem uma distorção na distribuição de incertezas, sendo mais precisos nesta região. Na Figura 2.1, pode ser visto o espectro de potência de uma onda quadrada com dois períodos de 60 intervalos, descrito através da Transformada Rápida de Fourier do sinal (**FFT**). Outra característica relevante deste sinal é que a resposta dele resulta em um modelo não paramétrico muito utilizado, com o nome intuitivo de *Modelo Resposta ao Degrau*, que é equivalente em termos de informação ao *Modelo de Resposta ao Impulso - FIR*.

2.2.2 Identificação Assintótica

A identificação assintótica é uma abordagem baseada nas características estatísticas interessantes que sinais como o PRBS e o **GBN** proporcionam, através da estimulação contínua do sistema durante longos períodos. A teoria teve o seu marco inicial nos trabalhos de Lennart Ljung LJUNG (1987) e foi popularizada através dos trabalhos de Yucai Zhu e a metodologia ASYM ZHU *et al.* (1997); ZHU (1998) desenvolvida por ele, e comercializada através do software Tai Ji.

Considerando um sistema estacionário G , sujeito a um ruído com distribuição normal e média zero. A teoria afirma que a medida que o número de parâmetros de um modelo cresce e a quantidade de dados aumenta o erro paramétrico tende assintoticamente a zero SÖDERSTRÖM e STOICA (1989). Ou seja, a resposta do

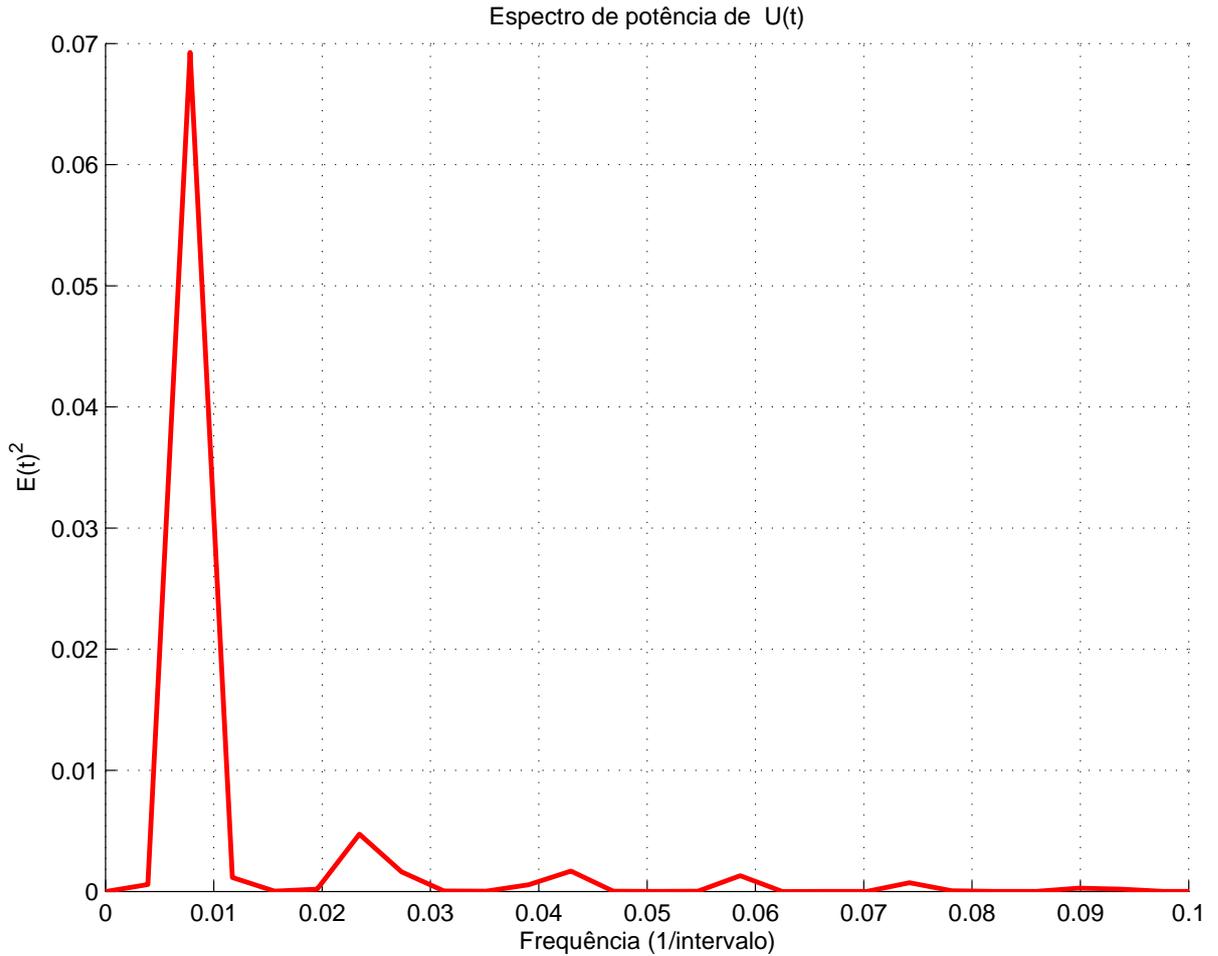


Figura 2.1: Espectro de potência de uma onda quadrada de período 60

modelo tende a resposta do sistema real conforme a equação 2.7

$$\lim_{n, N \rightarrow \infty} \hat{G}^n(e^{i\omega}) = G(e^{i\omega}) \quad (2.7)$$

Onde n é o número de parâmetros do modelo \hat{G}^n , N é a quantidade de dados utilizados para identificação, e ω é a frequência

Outro resultado de interesse é que a variância esperada do modelo para sistemas lineares pode ser calculada aproximadamente com os espectros de potência das entradas e do ruído do sistema LJUNG (1987), conforme descrito pela equação 2.8

$$\hat{G}^n(e^{i\omega}) \approx \frac{n \Phi_v(\omega)}{N \Phi_U(\omega)} \quad (2.8)$$

Onde N e n representam o número de dados utilizados na identificação e a ordem do modelo, respectivamente, $\Phi_U(\omega)$ o espectro das entradas U , $\Phi_e(\omega)$ o espectro para o ruído v do sistema.

2.2.3 Sinal Binário Pseudo Aleatório (PRBS)

É um sinal periódico que alterna entre dois níveis pré-fixados de forma determinística, com intuito de simular as características na frequência de um ruído branco. Existem diversas formas de gerar sinais que possam ser enquadrados nesta categoria e uma implementação simples pode ser vista em LJUNG (1987), com um filtro linear e a operação de resto de uma divisão por dois. Outras implementações são citadas em SÖDERSTRÖM e STOICA (1989). Ele é composto por 2^n intervalos, e para manter as suas características de interesse deve ser aplicado de forma integral ao processo durante o experimento de identificação. Um exemplo deste sinal com duração de 512 intervalos pode ser vista na Figura 2.2

Duas características interessantes deste sinal para o uso em identificação são o fato que a sua média tende assintoticamente a zero e a sua covariância se aproxima ao ruído branco, na medida em que a sua duração tende ao infinito. Estas características garantem uma distribuição próxima à uniforme para o espectro de potência. A prova deste resultado é bem conhecida e uma referência bem didática é SÖDERSTRÖM e STOICA (1989).

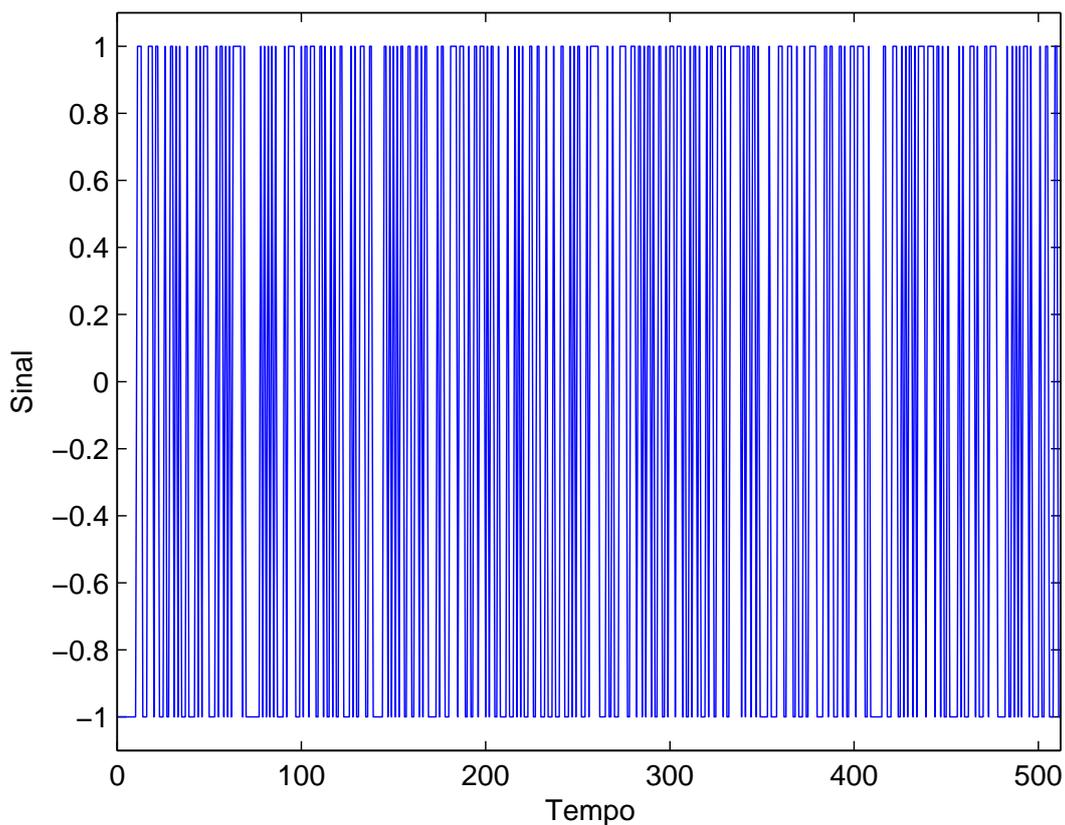


Figura 2.2: Exemplo de sinal PRBS

2.2.4 Ruído Binário Generalizado (GBN)

O Ruído Binário Generalizado foi proposto por Tulleken na década de 90 TULLEKEN (1990) para o uso em identificação de sistemas como uma opção aos sinais estocásticos utilizados na época. Este sinal procura adicionar características de baixa frequência ao Ruído Binário **BN**, predominantemente de alta frequência. Outra característica sua que vale ressaltar é a possibilidade de especificar a faixa de frequências em que se deseja concentrar uma maior potência, sendo assim possível definir um sinal GBN ótimo para a identificação de um determinado sistema.

O **BN** é um sinal que pode assumir dois níveis, sendo o intervalo T_{sw} de troca de nível é uma variável estocástica. A realização mais comum deste sinal é sua forma discreta, com uma probabilidade de 50% o alternar de nível a cada intervalo. Como resultado a variável T_{sw} possui um distribuição geométrica, com $p = 0.5$, onde p é a probabilidade do sinal manter-se no nível atual. A alteração proposta por TULLEKEN (1990) é utilizar p como um parâmetro de projeto, e o autor demonstra que com esta alteração é possível gerar um sinal com espectro de frequência mais interessante para o uso em identificação. Nas Figuras 2.3, 2.4 e 2.5 podem ser vistos três exemplos de sinal GBN, para diferentes valores de p .

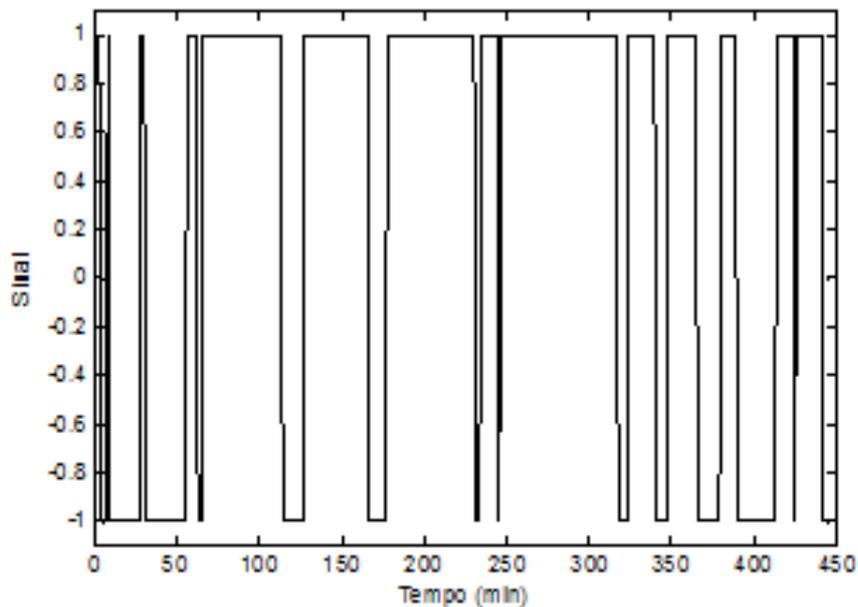


Figura 2.3: Exemplo de sinal GBN para $p=0.92$.

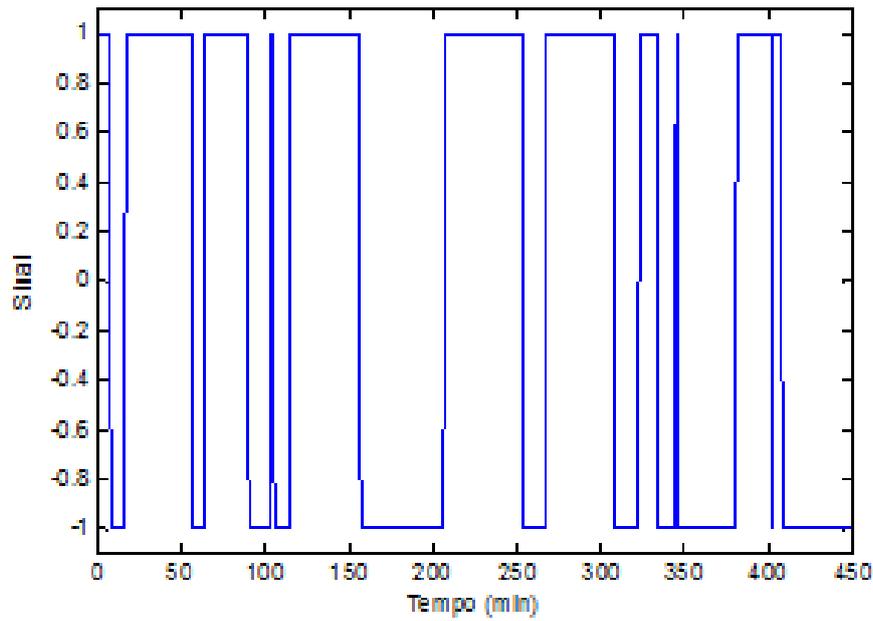


Figura 2.4: Exemplo de sinal GBN para $p=0.95$.

Projeto ótimo de sinais GBN

Outro resultado interessante de TULLEKEN (1990) é a demonstração de como o valor ótimo de p pode ser obtido, ainda que seja dependente do sistema que se deseja identificar. O autor ainda fornece a Tabela 2.2, para auxiliar o projeto em sistemas do qual se possui apenas informações limitadas, e indica, através de simulações Monte Carlo, como a escolha adequada deste parâmetro pode afetar a qualidade do modelo final. Nesta tabela, T^* é o intervalo de troca mínimo ótimo, τ_s é a constante de tempo do sistema e $E(T_{sw}^*)$ é a média de trocas ótimo.

Tabela 2.2: Linhas gerais para ajuste de p TULLEKEN (1990).

Tipo de processo	T^*/τ_s	p^*	$E(T_{sw}^*)/\tau_s$
Primeira ordem	1/32	0.94	0.5
Segunda ordem sub-amortecido fase mínima	0.04	0.8	0.2
Segunda ordem sub-amortecido fase não mínima	1/15	0.8	1/3
Segunda ordem amortecido	0.05 a 0.10	0.9 a 0.95	1

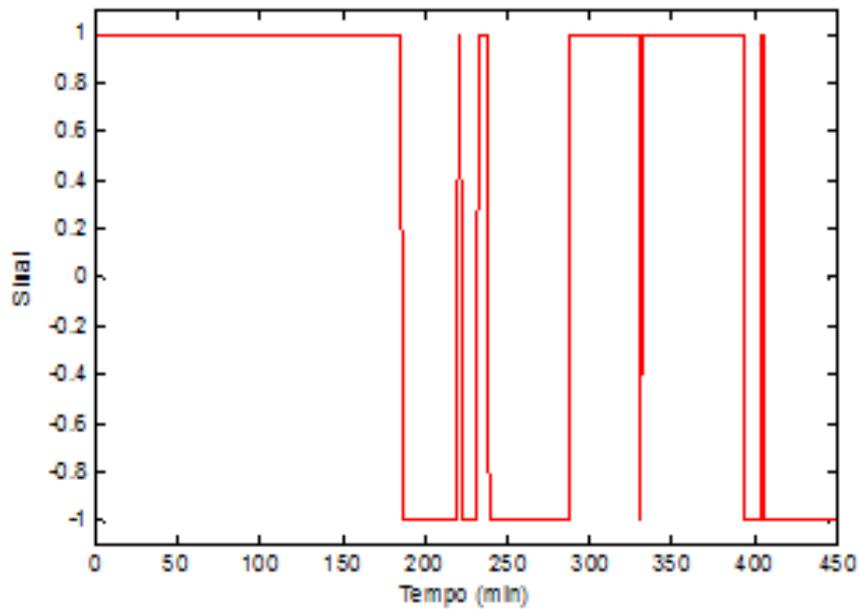


Figura 2.5: Exemplo de sinal GBN para $p=0.98$.

2.3 Custo da Identificação

Um conceito relevante quando se deseja obter um modelo de um determinado sistema é o da identificação menos custosa. O princípio básico é que, sendo possível se obter modelos equivalentes através de diversos estímulos diferentes, o mais adequado seria o que acarreta menos consequências indesejadas ao sistema que se está modelando. Em BOMBOIS *et al.* (2004a, 2006) os autores propõem uma metodologia de projeto de experimentos de malha aberta que seguisse essa premissa. Para isto é adotada uma abordagem dual para o problema de projeto de experimentos, ou seja, considerando a qualidade mínima do modelo como uma restrição para o sinal escolhido, deseja-se definir a entrada que introduza o mínimo de energia no sistema.

A solução proposta pelos autores é interessante, porém não considera diretamente os diferentes pesos que cada saída pode ter na estabilidade e rentabilidade do sistema, visando apenas à incerteza sob a ótica do controlador. Neste trabalho esse problema é visado, na metodologia descrita em 3. De forma resumida busca-se uma relação entre as entradas e as saídas com testes preliminares, de forma que o que se deseja minimizar seja o impacto nas saídas mais importantes.

2.4 Revisão Bibliográfica

A área de identificação de sistemas dinâmicos é um campo de pesquisa consolidado, contando com um simpósio trienal, o SYSID, com 45 anos de existência, organizado pelo IFAC. A edição de 2009 do simpósio contou com 303 trabalhos e 345 participantes SYSID (2009). Outra evidência da importância do tópico é a publicação de uma edição especial do IEEE Transactions dedicada exclusivamente ao assunto em 2005.

Além dos inúmeros artigos e congressos na área, existe uma boa variedade de livros, dos quais vale ressaltar LJUNG (1987); SÖDERSTRÖM e STOICA (1989), focados exclusivamente no assunto e usados extensivamente na elaboração desta dissertação.

O campo de projeto ótimo de perturbações tem suas bases conceituais fundamentadas nos estudos feitos para projeto de experimentos. Entretanto, por causa das suas particularidades devido à natureza dinâmica dos sistemas estudados, e à sua vasta gama de aplicações, ele surgiu como um campo específico de estudos. Em MEHRA (1974) é feito um extensivo trabalho de revisão das origens da área. Uma revisão mais recente dos trabalhos desenvolvidos nos últimos 50 anos pode ser vista em GEVERS *et al.* (2011).

Na área de estatística, durante a década de 1960 foram publicados uma série de trabalhos sobre a escolha de variáveis para regressão, que serviriam como base para os futuros desenvolvimentos de projeto ótimo de experimentos. Das publicações desta época vale ressaltar os trabalhos de Kiefler, Kiefler e Wolfowitz, Karlin, Studden e Fedorov GEVERS *et al.* (2011).

Na década seguinte começam a aparecer trabalhos utilizando muitos dos estudos feitos na década anterior. Foi este período começaram a ser estudadas diversas funções objetivo e a utilização de sinais pseudo aleatórios. Uma coletânea dos resultados obtidos nesta época pode ser vista em MEHRA (1974).

Durante os meados dos anos de 1980 houve uma revitalização da área, como fruto dos trabalhos decorrentes da identificação assintótica LJUNG (1987). O princípio da identificação assintótica é projetar um sinal tal que a variância da saída reduza de forma assintótica com o aumento da duração da perturbação. Outro benefício oriundo da identificação assintótica foi o surgimento de uma fórmula simples para descrever a variância em função do espectro de potência da entrada e da saída. Este resultado foi demonstrado apenas para o caso do sistema a ser identificado ser linear, invariante no tempo, estável, de ordem elevada e, para um experimento executado em malha aberta, sujeito a ruídos em uma banda de frequência alheia ao sistema e que foi adotado um modelo é consistente, ou seja, a estrutura do modelo retrata fielmente o sistema real. Em LJUNG (1985); LJUNG e YUAN (1985) foi obtida

uma fórmula que correlaciona diretamente os parâmetros da função de transferência com a variância da saída.

Na década posterior observa-se uma concentração da pesquisa na identificação em malha fechada. De acordo com GEVERS *et al.* (2011), isso é decorrente da publicação de GEVERS e LJUNG (1986) em meados da década anterior, que indica pela primeira vez benefícios na utilização de identificação em malha fechada sobre a identificação em malha aberta, para o fim de controle de mínima variância. Isto coincidiu com uma crescente preocupação em se obter modelos com finalidade de controle, e se concluiu que, em tais casos, o ideal é fazer a identificação em malha fechada, com um controlador mais próximo possível do que será utilizado GEVERS e LJUNG (1986); GEVERS *et al.* (2011); VAN DEN HOF e SCHRAMA (1993).

Entretanto, a identificação em malha fechada oferece diversas dificuldades práticas, além de não oferecer nenhuma garantia da estabilidade do sistema GEVERS *et al.* (1998, 2011). Por essas razões neste trabalho serão estudadas metodologias de malha aberta. Além disto em casos que já se possui algum conhecimento *a priori* do processo, é possível obter resultados satisfatórios para controle com experimentos em malha aberta VAN DEN HOF e SCHRAMA (1993).

Outro caminho seguido de forma persistente durante toda a década foi a busca de como melhorar a quantificação das incertezas do modelo GEVERS (2002), o que é explicitamente necessário no contexto de controle robusto. Uma revisão mais aprofundada sobre os trabalhos desta época pode ser vista em GOODWIN e PAYNE (1977).

Os anos seguintes mostraram-se prolíficos para a área, sendo notada uma forte produção acadêmica. O enfoque deste período foi no estudo de fórmulas não assintóticas para variância, o uso direto dos parâmetros ou da função de transferência na função objetivo GEVERS *et al.* (2011) e a introdução do conceito de custo da identificação e, conseqüentemente, do projeto do sinal que implica no menor custo para a identificação.

De acordo com GEVERS *et al.* (2011), a questão do custo da identificação foi proposta pela primeira vez em BOMBOIS *et al.* (2004b). Esta é a abordagem dual do problema de identificação, em que a qualidade mínima do modelo é considerada uma restrição do modelo. Assim, busca-se encontrar um sinal capaz de satisfazer esta restrição com o menor custo possível, esta geralmente uma função da energia aplicada ao sistema ou da duração do experimento BOMBOIS *et al.* (2006).

Em BOMBOIS *et al.* (2004b) os autores buscam o espectro do sinal que minimiza a energia da perturbação, mantendo o nível de confiança desejado e a duração fixa. Em BOMBOIS *et al.* (2006) os autores abordam a questão da identificação com menor custo utilizando experimentos em malha fechada. São abordados os casos onde uma perturbação externa é ou não necessária. Os autores dividem o custo da

identificação em três cenários:

- Quando a duração do sinal é fixa e deseja-se minimizar a energia dos sinais de entrada e saída, devidamente ponderadas.
- Quando o custo da identificação é devido principalmente à duração do teste. Neste caso recomendada-se a utilizar a maior energia possível no sinal de entrada, e buscar a menor duração que satisfaça as condições de desempenho.
- Quando a duração do sinal pode ser variada, mas a energia da entrada é um fator relevante no custo. Neste caso os autores sugerem a utilização do primeiro cenário com perturbações de diversas durações e a comparação dos resultados obtidos.

O caso em malha aberta é abordado em BOMBOIS *et al.* (2004a). Neste trabalho os autores propõem uma metodologia em duas etapas. Na etapa inicial, exploratória, com uma potência menor, é obtida uma faixa de incerteza que será utilizada para se projetar um sinal específico para o sistema em questão, que respeite as restrições de desempenho. A prova da necessidade da etapa inicial é obtida em BOMBOIS *et al.* (2004b). Tanto para as situações em malha aberta quanto em malha fechada, os trabalhos focam as suas restrições de desempenho na margem de incerteza do controle ótimo. Este trabalho foi uma das bases conceituais da metodologia proposta nesta dissertação, embora os estudos do autor desta dissertação em obter modelos úteis para projeto ótimo de sinal apenas com esse estímulo inicial tenham se provado pouco produtivos, devido ao excesso de incerteza neste modelo inicial. Sendo assim o caminho escolhido foi um pouco diferente, como pode ser visto no Capítulo 3

Uma série de trabalhos de grande impacto na literatura de identificação foram os de Zhu. No trabalho ZHU *et al.* (1997) é introduzido o *asymptotic method (ASYM)*. Este método baseia-se na teoria de identificação assintótica desenvolvida por Ljung para identificar um sistema multivariável, através de uma perturbação pseudo aleatória, como o PRBS, em uma banda reduzida de frequência, seguido de um algoritmo de redução de ordem dos modelos. Outra característica marcante do trabalho de Zhu foi a introdução de algumas heurísticas, originadas da experiência do autor.

A metodologia proposta teve uma aceitação relativamente boa na indústria, e existem alguns trabalhos relatando aplicações, como ZHU (2000). Em ZHU e STEC (2006) é proposta uma modificação no *ASYM* com intuito de sanar as deficiências apresentadas anteriormente em sistemas mal-condicionados. A modificação consiste em identificar um modelo inicial, excitando o sistema em uma direção arbitrária, seguido de uma perturbação com dois componentes, um de alta amplitude e alta correlação, com intuito de minimizar o impacto na saída, e outro de baixa amplitude decorrelacionado, que podem ocorrer de forma independente no tempo, ou em conjunto, somando os componentes.

Em LJUNG (1987) o autor demonstra a vantagem em usar um sinal binário como perturbação. Neste livro é demonstrado que o sinal PRBS possui as características de riqueza necessárias para a identificação. Em TULLEKEN (1990) são apresentadas vantagens da sequência binária generalizada (**GBN**) sobre o sinal binário pseudo aleatório. Todavia novos métodos para geração de sinais PRBS com fim de identificação ainda estão sendo estudadas, como em TAN *et al.* (2009).

As direções em que deve ser perturbado o sistema também foram alvo de investigação. De acordo com diversos autores, como BRUWER e MACGREGOR (2006); KOUNG e MACGREGOR (1993); WEI e LEE (1996); WEISBERG (1992a,b) as direções principais do sistema são fundamentais para o uso dos modelos para fim de controle, e a redução das incertezas nas direções do sistema é mais importante que em ganhos estáticos individuais. Estes problemas são potencializados para sistemas mal-condicionados

Na publicação KOUNG e MACGREGOR (1993) é sugerida uma abordagem geométrica para a escolha das direções para perturbações no caso MIMO. É feita uma análise da matriz de ganhos estáticos do sistema através do SVD. Com isto os autores esperam sanar os problemas encontrados para identificar sistemas multivariáveis. Ainda é proposta uma métrica para análise da eficiência da metodologia, considerando a estabilidade do sistema em malha fechada, baseado no resultado obtido em GARCIA e MORARI (1985).

Em um artigo de 2006 BRUWER e MACGREGOR (2006) são expandidos os resultados obtidos anteriormente, sendo sugerida uma modificação para incluir restrições nas entradas e saídas, considerando apenas o sistema em regime.

Em ZHAN *et al.* (2006) os autores generalizam a metodologia de KounG e MacGregor KOUNG e MACGREGOR (1993) e apresentam uma solução supostamente ótima para o problema. Neste mesmo trabalho compara-se a eficiência dos métodos propostos pelos autores e por KounG e MacGregor.

Capítulo 3

Procedimento Proposto

Para sanar os problemas dos métodos levantados no Capítulo 2, apresenta-se neste capítulo uma nova técnica para identificação de sistemas dinâmicos, com intuito de ser aplicada a um ambiente industrial real. O objetivo da proposta é unir as facilidades de interpretação de resultados da resposta ao degrau com a robustez e praticidade dos testes assintóticos, podendo assim, ser considerada mista. Assim, a proposta possui oito etapas com perturbações do tipo degrau e **GBN**.

3.1 Objetivos

Espera-se com este trabalho obter modelos do tipo ARX, com um número mínimo de coeficientes de acordo com a métrica proposta por Akaike AKAIKE (1974) e estendida em HURVICH e TSAI (1989), resultantes de experimentos que tenham perturbado o sistema de forma pouco prejudicial à operação do mesmo. Além disto, é desejado que os testes pudessem ser executados em pouco tempo, de forma que a etapa de identificação tenha o menor impacto possível dentro do cronograma do projeto do qual ela faz parte. Finalmente, os modelos gerados devem ser verificados pela equipe de operação do processo.

3.2 Visão Geral

A metodologia proposta pode ser dividida em oito passos, conforme listados abaixo:

1. Pré-teste
2. Perturbação degrau
3. Obtenção de modelos iniciais
4. Projeto de teste **GBN**

5. Perturbação **GBN**
6. Modelagem
7. Verificação
8. Geração de modelos finais

A seguir cada uma destas etapas é detalhada.

3.2.1 Pré Teste

O objetivo do Pré-Teste é se obter uma primeira resposta do sistema, permitindo assim confirmar as dimensões das perturbações, garantido que elas não causarão problemas operacionais e, ao mesmo tempo, que possuam uma relação sinal/ruído grande o suficiente a ponto de ser possível obter as informações necessárias do sistema.

Para isto, é aplicado a cada entrada de interesse uma onda quadrada, com período compatível com a dinâmica esperada da variável mais lenta do processo. Na Figura 3.1 pode-se ver um exemplo de sinal a ser usado no pré-teste

A amplitude deste estímulo inicial deve ser estimada de acordo com a experiência dos operadores do sistema ou conhecimento teórico prévio, e nesta etapa é aconselhável fazer uma estimativa conservadora do tamanho da perturbação necessária.

Outro objetivo desta fase é garantir que a comunicação entre o sistema de testes e o processo real está ocorrendo sem problemas, além de verificar se a equipe que acompanhará os experimentos entendeu os procedimentos que serão executados. Neste ponto também se tem uma boa oportunidade para observar se as malhas de controle regulatório e os equipamentos de medição e atuação não apresentam problemas que possam inviabilizar futuros testes, como problemas de sintonia, medição, agarramento de válvulas, operação fora da faixa de projeto, para citar apenas alguns.

3.2.2 Perturbação degrau

A segunda etapa do processo consiste em perturbar o sistema com uma série de degraus, de duração variada, em todas as entradas de interesse.

O objetivo desta etapa é obter informações sobre o comportamento do sistema em baixa frequência, além de fornecer dados para a validação subjetiva dos modelos obtidos com a equipe de acompanhamento e possibilitar a geração de modelos iniciais do sistema utilizados na etapa de projeto de sinal **GBN**.

O sinal utilizado são três degraus com diferentes durações. A ordem dos testes entre as diferentes variáveis deve ser aleatória, de forma a minimizar a influência

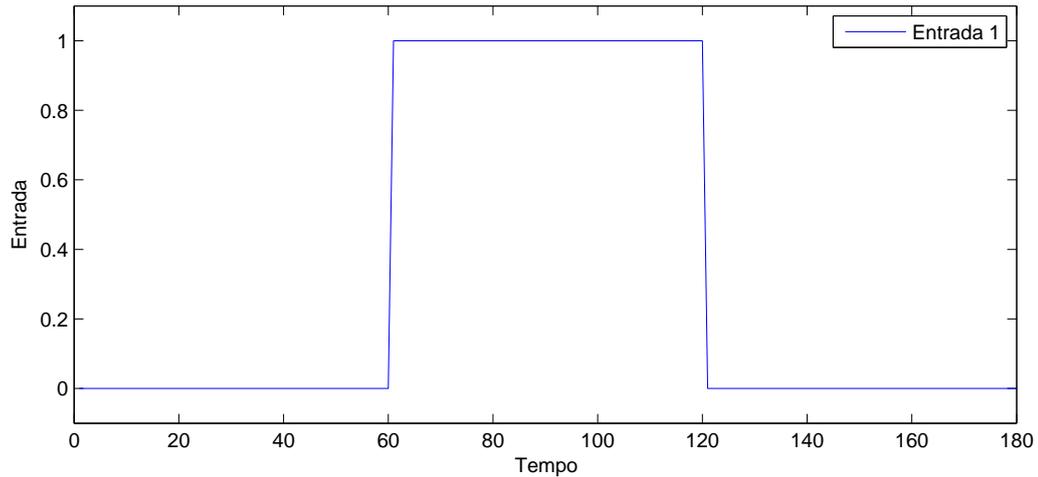


Figura 3.1: Exemplo de perturbação utilizada durante o pré-teste

de perturbações externas no sistema PINTO e SCHWAAB (2011). A amplitude e a duração da perturbação aplicada neste ponto estão diretamente relacionadas aos resultados do pré-teste. A amplitude utilizada deve ser tal que excite de forma satisfatória o sistema, sem riscos à integridade do mesmo, como por exemplo fazer o produto sair da especificação ou operar sistema fora da região linear. Além disto, a excitação deve ser aplicada nos dois sentidos, ou seja com valores positivos e negativos. A duração dos três degraus nesta etapa devem ser igual ao tempo de resposta observado no pré-teste; 1,5 vezes o tempo de resposta observado e 2 vezes o tempo de resposta observado, em ordem aleatória. Isto é feito para garantir que alguma dinâmica não dominante que porventura não tenha sido detectada também seja observada.

Na Figura 3.2 estão ilustrados perfis de testes para um sistema com duas entradas.

3.2.3 Obtenção de modelos iniciais

Nesta etapa são utilizados os dados experimentais obtidos nos dois experimentos anteriores, removida uma parcela que será utilizada para validação cruzada, para se obter modelos iniciais do sistema. Estes modelos serão utilizados posteriormente para o projeto dos sinais **GBN**.

Os modelos utilizados neste trabalho são do tipo ARX, conforme descrito na seção 2.1. Embora existam outras famílias de modelo que também apresentaram resultados satisfatórios, o modelo ARX foi considerado o mais adequado para a proposta a qual esse trabalho está focado, que é de fornecer um modelo de simples compreensão e validação.

A fim de se garantir um resultado de fácil comparação e replicabilidade, foi

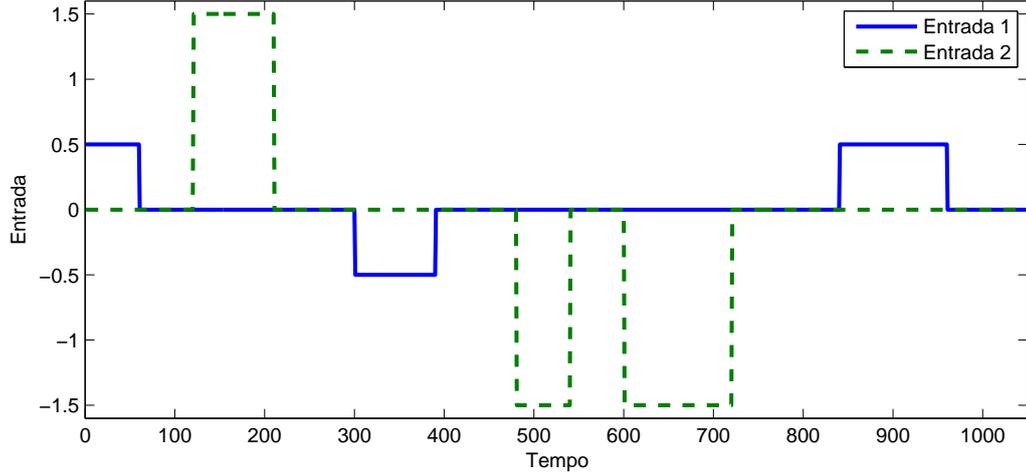


Figura 3.2: Exemplo de perturbação degrau utilizada em um sistema com duas entradas.

utilizada a função ARX do *toolbox* de identificação do MATLAB para obter os modelos MATLAB (2010). Ela se baseia no método de erro de predição (da sigla em inglês **PEM**), que busca os parâmetros de um modelo ARX segundo a expressão 3.1

$$\arg \min_{\Gamma} S = \text{norm}((Y^m(t) - \hat{Y}(t, \Gamma))^T (\mathbf{Y}^m(\mathbf{t}) - \hat{\mathbf{Y}}(\mathbf{t}, \Gamma))) \quad (3.1)$$

Onde $Y^m(t)$ é a variável medida durante o experimento e $\hat{Y}(t, \Gamma)$ é o valor predito pelo modelo com o conjunto de parâmetros Γ .

Foi utilizado um método de busca estocástica para a seleção da ordem e do tempo morto do modelo, baseado no critério de informação de Akaike (AIC) AKAIKE (1974), com a correção proposta em HURVICH e TSAI (1989), para compensar o número finitos de dados, conforme descrito pela equação 3.2

$$AICc = -2\log_s + \frac{2K(K+1)}{N-K-1} \quad (3.2)$$

Sendo S a função de máxima verossimilhança, K o número de parâmetros para o modelo selecionado e N o número de dados utilizados para a estimação dos parâmetros.

Este método gerava uma determinada configuração para o modelo, com o número de pólos, zeros e o tamanho do tempo morto definido de forma aleatória. O critério de paradas deste método é o número máximo de iterações permitidas. Para aumentar a velocidade de convergência do método, foi definido que o número de parâmetros entre cada iteração deve decrescer monotonicamente e foi adicionada a restrição binária que o novo número de parâmetros proposto deveria gerar um modelo com um erro médio quadrático, variância do erro e correlação entre os dados medidos e

os calculados menor para os dados de validação cruzada do que o modelo anterior.

Vale ressaltar que nesta etapa de geração dos modelos iniciais é de interesse se obter o modelo com o menor número de parâmetros possíveis, de forma que estes tenham uma baixa incerteza, e que o modelo gerado possua um ganho próximo ao real, característica muito importante para o projeto do sinal **GBN** da etapa seguinte. Um trabalho interessante que explora mais a fundo o impacto do número de parâmetros na incerteza do modelo é GOODWIN *et al.* (1992), onde os autores demonstram como é necessário um conhecimento qualitativo da estrutura do modelo para se obter um bom limite para incerteza, e propõem uma nova métrica para identificação, chamada de critério generalizado de informação (GIC). Embora promissora, essa métrica foi feita para estruturas M que modelem incertezas e, conforme discutido anteriormente, este tipo de modelo não será utilizado neste trabalho.

3.2.4 Projeto de teste GBN

Nesta etapa é projetado o sinal **GBN** utilizado para gerar a maior parte dos dados que serão utilizados para obter o modelo final. O objetivo é um sinal suficientemente rico para a identificação, porém que não afete severamente a operação, considerando os aspectos citados na seção 3.2.1. Para isto é utilizado um sinal de amplitude igual à do teste degrau e a duração total de 12 vezes o tempo de assentamento do variável mais lenta, segundo a heurística de Zhu ZHU (2000) e observações feitas durante o decorrer do trabalho.

Para atingir estes resultados com a maior confiança possível, é feita uma predição utilizando o modelo gerado na etapa anterior.

Caso em algum instante a predição ultrapasse os limites operacionais definidos pela equipe de operação do sistema, as variáveis de entrada são adaptadas de forma recursiva, com intuito de evitar estas violações. Esta adaptação são feitas nas variáveis manipuladas que foi identificada como de maior e menor impacto na saída onde ocorreu a violação, e é feita através da redução de sua amplitude de forma proporcional a violação, durante o tempo equivalente ao tempo total da dinâmica identificada para este modelo. Com isto busca-se gerar um teste sem graves impactos na operação do sistema, sacrificando apenas a região de frequência já excitada de forma mais intensa nos experimentos anteriores. Foi criada uma lei de adaptação heurística, baseada em uma lei de controle simples, com a realimentação multivariável do erro com um ganho proporcional, de acordo com as equações 3.3 e 3.4

$$U_{mod}^{max}(k : k + \mu(\text{trocas})) = U^{max} - \frac{K_p}{\delta} \max(\hat{K}(U))\mu(\text{trocas}) \quad (3.3)$$

$$U_{mod}^{min}(k : k + \mu(\text{trocas})) = U^{min} - \frac{K_p}{\delta} \min(\hat{K}(U))\mu(\text{trocas}) \quad (3.4)$$

Nos quais U^{max} é a entrada cujo modelo possui o maior ganho para a saída que violou a restrição; U^{min} é a entrada cujo modelo possui o menor ganho para a saída que violou a restrição; $\mu(\text{trocas})$ é o período médio de trocas entre os níveis do sinal GBN; δ é a diferença entre a saída esperada calculada pelo modelo e a restrição; $\max(\hat{K}(U))$ é o maior ganho estático; $\min(\hat{K}(U))$ é o menor ganho estático e U_{mod}^{max} e U_{mod}^{min} são os valores atualizados dos limites das entradas; e K_p é o ganho para adaptação.

O parâmetro K_p está relacionado com a velocidade da redução da amplitude das entradas, e é selecionado de forma que a entrada não sofra modificações muito rápidas, o que poderia modificar muito o seu perfil. Durante este trabalho foi utilizado o valor de 5 para K_p .

Foi escolhida esta abordagem multivariável pois ao mesmo tempo em que se diminui a amplitude da excitação de uma variável com impacto na direção que aumenta a violação, atua-se na direção oposta, em uma variável que irá agir no sentido de reduzir a violação com mais intensidade. Essa heurística mostrou-se eficiente nos testes, com resultados interessantes em simulação e nos espectros de frequência do sinal de excitação.

As Figuras 3.3 e 3.4 mostram a predição e o sinal original e a resultante depois da etapa de projeto completa para duas entradas e duas saídas. Vale chamar a atenção que para os pontos em que a violação prevista foi mais acentuada, ambas as entradas tiveram sua amplitude diminuída, como pode ser observado em torno do intervalo 180.

3.2.5 Perturbação GBN

Nesta etapa se aplica a perturbação projetada ao sistema, e se mede a resposta para a geração do modelo final na etapa seguinte. Durante o teste deve-se evitar manipulações no sistema, além das previstas na etapa anterior, sob o risco de afetar negativamente a qualidade final dos resultados. Na metodologia ASYM proposta por Zhu ZHU *et al.* (1997), o autor argumenta que, durante o período de testes, alterações nas variáveis manipuladas seriam benéficas para o resultado final, todavia não é apresentada nenhuma comprovação teórica ou experimental para esta afirmação. É possível que uma ação do operador do sistema cause um incremento da riqueza de sinal dos testes, inerente do aumento de entropia do sinal original. Entretanto, esta ação foi executada em reação a um comportamento do processo, de forma que esta manipulação se configura em uma realimentação entre o estado do sistema e as entradas, segundo alguma regra de controle tácita do operador e, assim, difícil de considerar durante a etapa de modelagem. Ademais, o sinal proposto já é suficientemente rico para identificação do sistema, não havendo necessidade desta

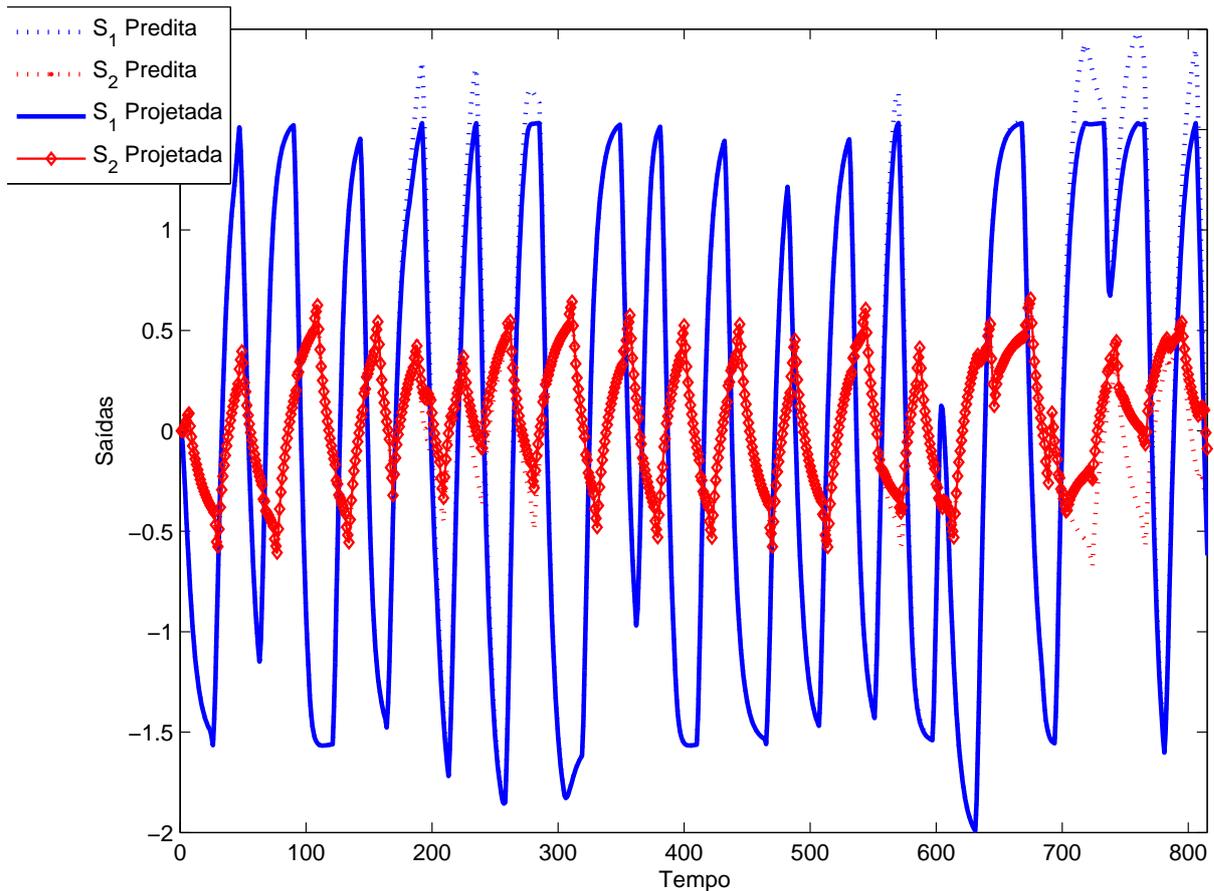


Figura 3.3: Exemplo de previsão dos resultados de um teste GBN no começo e no fim da etapa de projeto

modificação.

Para a execução dos testes, recomenda-se a implantação de alguma rotina para permitir que as mudanças de patamar das entradas sejam efetuadas de forma automática, segundo o projeto inicial, a fim de evitar erros humanos. Tais erros são esperados, devido à longa duração dos testes e às constantes mudanças inerentes do sinal **GBN**, e foram observados durante as primeiras etapas de desenvolvimento deste trabalho. Estes erros normalmente se caracterizam por atrasos para mudanças dos níveis do sinal e erros no patamar, e podem prejudicar o resultado final da identificação caso sejam recorrentes ou de amplitude muito elevada.

3.2.6 Modelagem

Neste ponto já foram medidos todos os dados necessários para a identificação, e as duas etapas subsequentes podem ser executadas *offline*, ou seja, não necessitam de nenhuma interação com o sistema. Outra característica relevante destas etapas é que elas podem ser feitas de forma evolutiva, sendo possível se obter um modelo inicial e refiná-lo de forma gradual, à medida que se ganha conhecimento sobre o processo e os

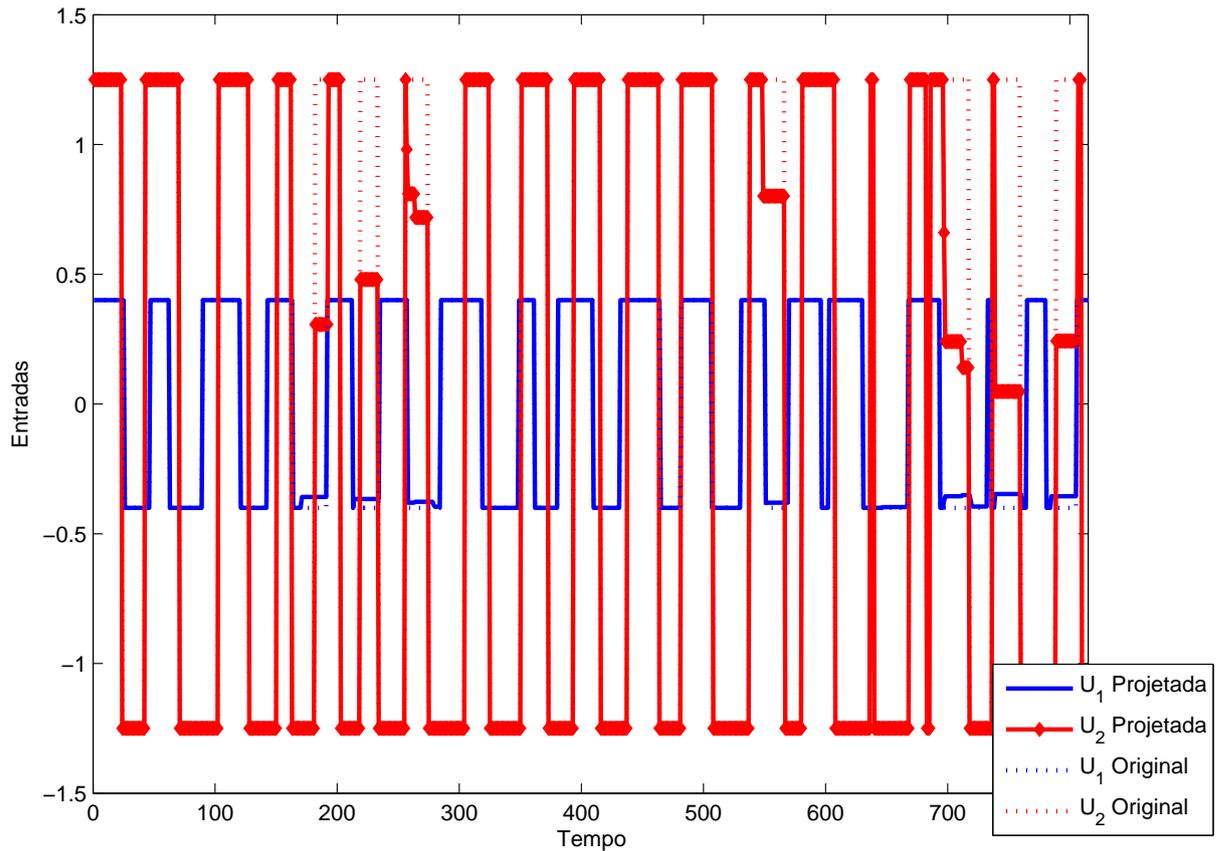


Figura 3.4: Exemplo de perturbação de um teste GBN no começo e no fim da etapa de projeto

modelos obtidos são validados. Para este caso é mais uma vez recomendado o uso de modelos ARX, pois são de simples entendimento por parte da equipe de análise, e os parâmetros podem ser obtidos facilmente, sem a necessidade de sistemas especiais para tal. Além disto, as características de interesse da identificação assintótica são garantidas com o modelo ARX LJUNG (1987), considerando as hipóteses do experimento bem feito e da distribuição normal do erro de medição.

De posse da base completa dos dados, é obtido um novo modelo que reflita melhor o sistema em um espectro mais completo de frequências. Para isto é repetido o processo descrito na seção 3.2.3, utilizado para obter os modelos iniciais, porém desta vez apenas com os dados do experimento **GBN**. É salutar nesta etapa considerar vários cenários, como excluir ou não algum trechos de teste que tenha ocorrido algum incidente ou manipulação externa, assim como algum trecho onde as variáveis de processo possam ter saído da região de interesse devido a uma perturbação externa.

No fim desta etapa são obtidos os modelos que serão validados na etapa seguinte. Devido à presença de ruído nas medições e a perturbações não consideradas durante os experimentos, espera-se a presença de uma componente estocástica nos dados, que para todos os efeitos é considerada como um ruído branco, com distribuição

normal. Como consequência, é possível se obter diferentes resultados para diferentes estimativas iniciais, algoritmos de otimização, condições de parada e outros fatores nesta etapa. A princípio, os modelos são equivalentes e retratam o mesmo princípio físico, podendo ser utilizadas combinações entre modelos de diferentes origens para se gerar um modelo final após a etapa de validação, uma vez que as diferenças entre as entradas e saídas foram consideradas ao se ponderar a função objetivo. Todavia não foram feitos experimentos para comprovar a validade prática desta afirmação. Ademais, tal observação parte do pressuposto que o componente estocástico dos sinais medidos segue uma distribuição normal de média zero, o que normalmente não é constatado em sinais reais.

3.2.7 Verificação

Neste passo busca-se verificar a qualidade e aderência dos modelos obtidos anteriormente de forma subjetiva. Vale ressaltar que os modelos escolhidos até esta etapa já foram validados de forma objetiva através da função de otimização na etapa de modelagem, com validação cruzada com uma parcela dos dados utilizados. Sendo assim, eles são submetidos a uma análise crítica por especialistas habituados a trabalhar com o sistema, como operadores do controle supervisor e engenheiros responsáveis pela operação diária. Esta análise crítica se foca em questões como o ganho do sistema, seu tempo de resposta, atraso e a existência de fase não mínima, e busca aferir se os modelos gerados são condizentes com a realidade operacional e as leis da física.

Outra etapa de verificação proposta é a comparação entre a resposta prevista pelo o modelo e a obtida durante o teste degrau. Embora o degrau não seja a perturbação cubra todo o espectro de frequência de forma adequada, não sendo o ideal para verificar o modelo obtido em todo o seu espectro, este tipo de manipulação é comum no cotidiano operacional. Assim, ele é familiar para a maior parte da equipe que lida com os sistemas diariamente, sendo de grande valor para aferição da aderência dos modelos à realidade, evitar questionamentos sobre a qualidade dos mesmos, constatação dos tempos mortos e fase não mínimas, e para a consolidação do aprendizado decorrente das análises e experimentos no sistema.

Em uma terceira etapa, compara-se a predição do teste GBN contra o experimento feito. Nesta etapa se observam as características de alta frequência do sistema que podem ter sido negligenciadas anteriormente, embora a experiência adquirida no decorrer deste trabalho mostra que esta análise é difícil de ser efetuada na prática, devido à natureza multivariável do experimento e a uma dificuldade das equipes de operação distinguirem as respostas em alta frequência de ruídos de medição e perturbações não contempladas.

3.2.8 Geração de modelos finais

Nesta etapa são definidos os modelos finais a serem utilizados. Os modelos já foram devidamente selecionados e verificados na etapa anterior, e agora eles serão compilados em uma forma mais adequada para a aplicação em questão, como por exemplo a transformação de modelos ARX para modelos de resposta ao impulso para determinados sistema de Controle Preditivo Multivariável.

Entretanto, foi observado durante as etapas experimentais deste trabalho que, por vezes, a realidade prática foge do escopo teórico, e eram encontrados nos modelos identificados comportamentos que não possuíam explicações físicas. Nestas situações de descasamento entre a realidade experimental e a teoria a equipe de validação deve aplicar sua experiência. O caminho recomendado nestes momentos é repetir os experimentos, sempre que possível. Caso seja detectado que o problema é pontual, sendo observado em apenas um modelo, ou um subconjunto de modelos relacionados a uma entrada, o curso de ação mais adequado a ser tomado é fazer um novo experimento de grau, adicionar este conjunto de dados à massa de dados de treinamento e refazer a identificação. Caso este problema seja mais abrangente, recomenda-se aplicar um novo experimento **GBN**, seguindo a metodologia proposta na seção 3.2.4 para a criação do sinal. Nestes casos também se recomenda uma nova avaliação das malhas de controle regulatório e dos sensores utilizados. Porém é sabido que, por vezes, por questões práticas e de custos não é possível repetir os experimentos. Nestes casos, cabe à equipe de validação utilizar seu conhecimento do sistema e sua experiência para definir se o modelo final poderá ser utilizado ou não. Ainda assim vale fazer uma ressalva que os modelos gerados são tão bons quanto os dados obtidos.

Durante os testes experimentais foi observado que pequenas modificações nos modelos finais, *e.g.*: remoção de pequenos *overshoots/undershoots*, remoção de ganhos estáticos em sistemas com ganhos pequenos e filtragem através de médias móveis dos parâmetros dos modelos de respostas ao impulso contribuíram para um comportamento mais satisfatório dos Controladores Preditivos Multivariáveis, embora estes procedimentos não possuam nenhuma fundamentação teórica e a melhora de resposta tenha sido observada apenas qualitativamente.

3.3 Roteiro passo a passo

A metodologia proposta neste trabalho é flexível, existindo diversos algoritmos diferentes que podem ser utilizados durante a modelagem e diversos parâmetros que podem ser modificados. Todavia, nesta seção é oferecido um roteiro passo a passo para se executar a metodologia proposta, como sugestão de uso para um caso geral.

1. Obter da equipe de operação a amplitude e a duração do pré teste, assim como os limites operacionais do sistema.
2. Verificar e corrigir qualquer falha operacional conhecida nos sensores, atuadores e malhas de controle.
3. Estabilizar o sistema no ponto operacional em que se deseja obter os modelos.
4. Aplicar os degraus do pré teste nas variáveis de entrada de forma consecutiva, com a amplitude e duração definidas anteriormente.
5. Observar a relação sinal/ruído durante os testes. Caso não esteja adequada deve-se, se possível, aumentar a amplitude da perturbação de entrada.
6. Observar se o sistema atingiu o estado estacionário no fim de cada degrau. Caso o sistema não tenha entrado em regime, deve-se considerar um tempo maior de assentamento para os testes degrau.
7. Verificar nas respostas do pré teste se os atuadores estão respondendo linearmente ao sinal de controle e buscar qualquer outro problema operacional.
8. Definir a perturbação degrau, com a amplitude e duração reavaliadas após os pré testes. Devem ser aplicados 3 degraus, de duração variada, com 100% do tempo esperado de assentamento, 150% o tempo esperado de assentamento e 200% o tempo esperado de assentamento.
9. Planejar os degraus no processo, com a ordem de cada degrau de cada variável aleatorizada.
10. Aplicar os degraus planejados no sistema.
11. Observar os dados medidos e buscar distúrbios durante os teste. Registrar qualquer anormalidade encontrada.
12. Gerar um conjunto de modelo com os dados do teste degrau. Utilizar um critério de máxima verossimilhança para a definição dos parâmetros dos modelos e utilizar a métrica de Akaike modificada para escolha do melhor modelo.
13. Gerar um sinal **GBN** multivariável com correlação abaixo de 0.2 entre as entradas e tempo médio de troca de nível igual a um terço do tempo de assentamento do sistema.
14. Calcular a saída para o sinal **GBN** gerado com o modelo e aplicar o critério de adaptação do sinal **GBN** proposto na Seção 3.2.4 até a saída calculada respeitar os limites operacionais.

15. Verificar se o sinal modificado possui grandes regiões com baixa energia para alguma das entradas. Caso isto ocorra deve-se retornar a etapa 13. Caso isto seja recorrente deve-se reavaliar as restrições do processo e aumentar a duração da perturbação **GBN** .
16. Observar o espectro de potência do sinal modificado e verificar se todas as frequências de interesse estão sendo excitadas. Caso isto não ocorra deve-se retornar a etapa 13. Caso isto seja recorrente deve-se reavaliar as restrições do processo e aumentar a duração da perturbação **GBN** .
17. Aplicar o sinal **GBN** no sistema.
18. Observar os dados medidos e buscar distúrbios durante os teste. Registrar qualquer anormalidade encontrada.
19. Gerar um conjunto de modelo com parte dos dados gerados, reservando uma porcentagem para validação cruzada. Utilizar um critério de máxima verossimilhança para a definição dos parâmetros dos modelos e utilizar a métrica de Akaike modificada e um critério baseado no erro de predição com dados independentes de validação para escolha do melhor modelo.
20. Fazer uma análise subjetiva dos melhores modelos gerados em conjunto com a equipe de operação do sistema. Definir o melhor modelo para o sistema.
21. Atribuir notas de acordo com a percepção de adequação de cada modelo.
22. Gerar as tabelas de ganhos e direções do sistema.
23. Documentar os modelos com as notas, assim como as tabelas geradas.

Capítulo 4

Resultados

Neste capítulo são apresentados e comentados os resultados obtidos com a metodologia proposta no Capítulo 3. Para a validação da proposta, foram utilizadas simulações e testes reais em um ambiente industrial. A abordagem de validação envolve experimentos com sistemas dinâmicos bem e mal condicionados, com o intuito de verificar a replicabilidade dos resultados. Após esta etapa, a metodologia foi aplicada a um *benchmark* consagrado, o modelo de uma coluna de destilação da Shell apresentado em COTT (1995). O objetivo foi verificar a eficiência do método, além de possibilitar a comparação com outras metodologias existentes na literatura. Finalmente, para consagrar os resultados obtidos em simulação, foi utilizada a metodologia para a identificação de um sistema real de grande porte em um ambiente industrial. Esta etapa se dividiu em duas fases, onde inicialmente foi identificado um subsistema, e posteriormente o sistema completo, em um total de 3480 modelos.

4.1 Simulação

Em uma primeira etapa, o método proposto foi validado através de simulações em MATLAB. Foram consideradas duas situações, a primeira com sistemas mais simples, onde o alvo da identificação eram modelos lineares. Ainda utilizando o MATLAB, mais especificamente o ambiente de simulação SIMULINK, para uma segunda validação a metodologia foi aplicada a uma implementação da coluna de destilação mal condicionada não linear apresentada em COTT (1995), um dos benchmarks adotados para identificação de sistemas.

4.1.1 Modelos Lineares

No trabalho com modelos lineares foi utilizada a função de geração de sistemas aleatórios do MATLAB, o *rss*. Esta função gera sistemas lineares com o número de entradas, saídas e estados definidos pelo usuário. A estes sistemas gerados de forma

aleatória foram adicionados ruídos, a fim de aproximar da realidade experimental vista em sistemas reais. Centenas de modelos foram utilizados, fornecendo resultados consistentes. Estão representados nesta dissertação os resultados para 145 sistemas lineares gerados pela função *rss*, com três entradas e quatro saídas, de ordem máxima 10, definida de forma aleatória individualmente. Para simular os experimentos foi utilizada a função *lsim*.

Para todas as saídas foi considerado como limite 90% do intervalo atingido durante os testes degrau. Para sistemas reais estes valores devem ser mais relaxados, mas nesta etapa desejava-se estressar a metodologia para observar seu comportamento e detectar possíveis problemas.

Para avaliar os resultados obtidos, foram calculados o erro médio quadrático relativo (Mean Relative Squared Error - MRSE) e a variância média contabilizada (Mean Variance-Accounted-For - MVAF), de acordo com as equações 4.1 e 4.2, que são formas de medir a adequação de modelos, populares na literatura de identificação.

$$MRSE = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^N \hat{e}_{ij}^2}{\sum_{j=1}^N y_{ij}^2}} 100\% \quad (4.1)$$

$$MVAF = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \left(1 - \frac{\text{var}(\hat{e}_i)}{\text{var}(y_i)}\right) 100\% \quad (4.2)$$

Nas quais k é o número de saídas do sistema, N é o número de pontos medidos, \hat{e} é o erro da medida menos a previsão no instante j e y é a medida no instante j .

Embora o desvio médio quadrático seja alvo de muitas críticas enquanto métrica, ele possui virtudes que ainda o tornam uma referência para o campo, das quais vale ressaltar a fácil conexão com a realidade física do sistema. Um trabalho excelente que aborda as vantagens e desvantagens desta forma de medição pode ser visto em WANG e BOVIK (2009), que embora focado no domínio de processamento de sinais, pode ser facilmente estendido para a identificação de sistemas.

Inicialmente foram simulados 75 modelos aos quais foram adicionado ruído branco com amplitude igual a 5% do maior valor obtido durante a perturbação degrau para cada variável. Os valores de MRSE e MVAF para estes modelos podem ser vistos na Figura 4.1.

Para sistemas lineares com ruído branco a metodologia obteve resultados satisfatórios, mesmo sem qualquer intervenção de especialistas, e modificando o sinal **GBN** considerando restrições operacionais agressivas. Verificou-se que 90% dos modelos obtiveram menos de 70% para o valor MRSE, com a maioria dos valores

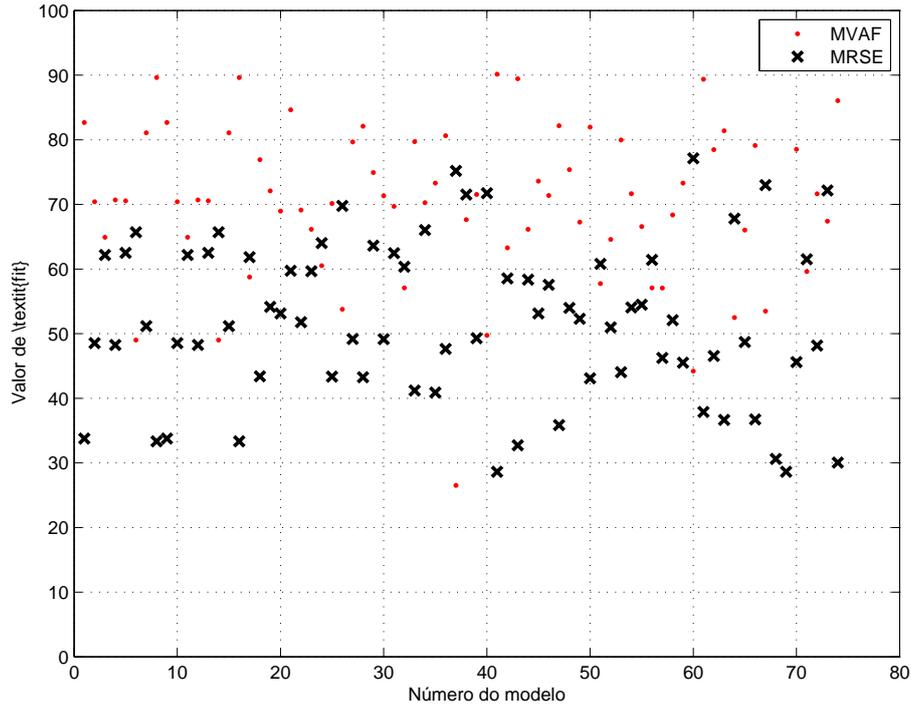


Figura 4.1: Gráfico dos valores de MRSE e MVAF para 75 sistemas lineares com ruído branco

na faixa entre 40% e 60%, valores estes calculados utilizando dados de validação do teste degrau, ou seja, que não tinham sido utilizados para a estimação dos parâmetros. Observando a variância, nota-se que mais de um terço dos modelos tiveram um MVAF acima de 75%. No geral, excetuando alguns casos patológicos, que pelas experiências prévias com a metodologia se devem a excitações muito pequenas, e que seriam identificadas antes da perturbação **GBN**. Essas faixas de valores para as métricas representam bons modelos na experiência do autor, e estão condizentes com valores obtidos na literatura. Em SOTOMAYOR *et al.* (2003), os autores obtiveram valores de MRSE na faixa entre 50% e 75% para os dados de validação, enquanto os valores de MVAF neste mesmo trabalho oscilaram entre 80% e 90%, fazendo o cálculo com base nos dados utilizados para estimação dos parâmetros. Analisando de outra forma os resultados, em alguns casos a razão entre o sinal corrompido e o sinal original atingia 7%, podendo ser considerado um limite inferior realista para o valor de MRSE.

No ambiente experimental observado em sistemas reais, além do ruído branco há diversas interferências, geralmente oriundas de fontes não monitoradas. De forma a garantir que os resultados da simulação se aproximem dos observados durante os experimentos reais, foi adicionado um ruído colorido à resposta da simulação. Este ruído tem dois componentes, um de distribuição normal e amplitude igual a 5% do valor máximo atingido durante a simulação e um componente gerado a partir de um sinal **GBN**, com probabilidade de troca de nível de 99%, filtrado por

um sistema gerado de forma aleatória de ordem 5, com amplitude igual a 10% do maior valor detectado na saída. Este segundo componente buscar simular o efeito de perturbações não medidas no sistema em questão. Finalmente, foi simulada a perda de dados devido a fatores externos, como compressão, erros de medição, falhas na comunicação e outros motivos diversos. A taxa de perda considerada foi de 1% e nesses casos o último valor medido foi repetido. Na Figura 4.2 pode se ver a resposta típica obtida nos experimentos sem ruído, contraposta com o sinal com ruído colorido e perda de dados, enquanto na Figura 4.3 estão representadas as quatro saídas de um dos sistemas gerados.

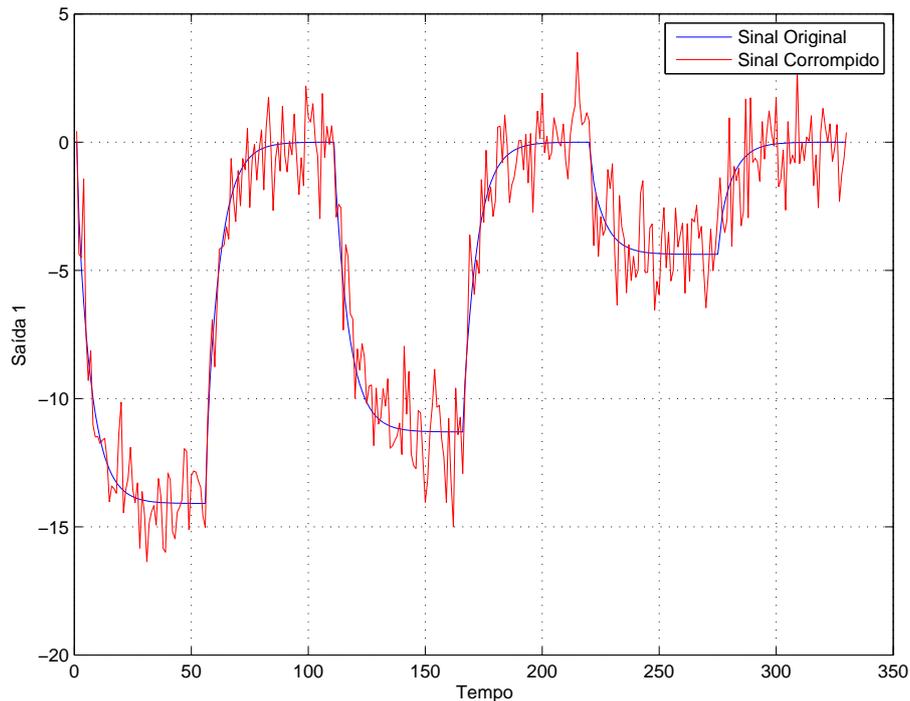


Figura 4.2: Exemplo de resposta gerada antes e depois de ser corrompida por um ruído colorido

Os gráficos com estes resultados para os 50 modelos sujeitos ao ruído colorido podem ser vistos na Figura 4.4, e o sumário dos resultados obtidos para os 125 modelos pode ser visto na Tabela 4.1

Analisando esses resultados pode-se perceber pouca oscilação, provavelmente devido à característica aleatória das perturbações consideradas. Ainda assim, metade dos modelos obtidos obtiveram um MVAF acima de 60%. Outro fator importante a se considerar, é que o MVAF considera o ruído do sistema como normalmente distribuído, o que não é verdade neste caso. Desta forma, o valor calculado de MVAF é distorcido se comparado com os resultados obtidos anteriormente, sendo mais difícil se obter valores altos para o experimento com ruído colorido caracterizado acima. O mesmo vale para o MRSE, onde dados espúrios influenciam o valor final da métrica. Ainda assim os valores obtidos estão dentro de um intervalo considerado razoável

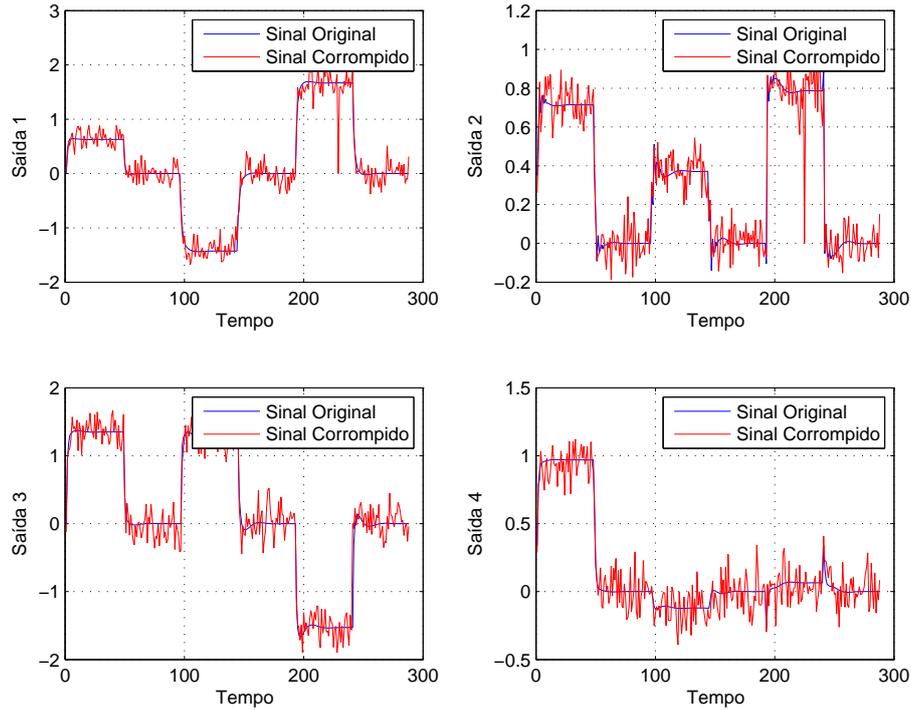


Figura 4.3: Exemplo de saídas corrompidas por um ruído colorido

Tabela 4.1: Resumo dos resultados obtidos para 125 modelos lineares

Parâmetro	MRSE	MVAF	MRSE c.	MVAF c.	MRSE p.	MVAF p.
	c. ruído branco	c. ruído branco	ruído colorido	ruído colorido	todos os modelos	todos os modelos
Média	70.87	52.00	66.06	58.78	54.73	68.93
Desvio padrão	12.27	12.40	15.50	15.11	14.00	13.70
Máximo	77.12	93.35	97.56	90.14	97.56	93.35
Mínimo	28.63	26.51	34.28	30.58	28.63	26.51

para sistemas reais. Outro fator interessante a ser ressaltado é que embora os resultados para essas condições mais próximas das reais tenham sido piores do que os obtidos anteriormente, eles ainda são consistentes, e dentro do desejado, especialmente se for considerado que os casos tratados são multivariáveis, de ordem elevada e o sinal **GBN** foi restringido para todas as variáveis.

Buscando uma maior abrangência, foram feitos experimentos em sistemas aleatórios gerados pela função *rss*, porém modificados, de forma a apresentarem um mau condicionamento. Para isso, foram gerados 20 modelos aleatórios e uma das linhas da matriz de estados *C* foi multiplicada por uma constante, para o caso apresentado neste trabalho igual a 100. Na Figura 4.5 podem ser vistos os valores de MVAF e MRSE para estes modelos.

Os resultados para os sistemas mal condicionados apresentaram um erro médio quadrático mais elevado, se comparado com os obtidos anteriormente. Ainda assim,

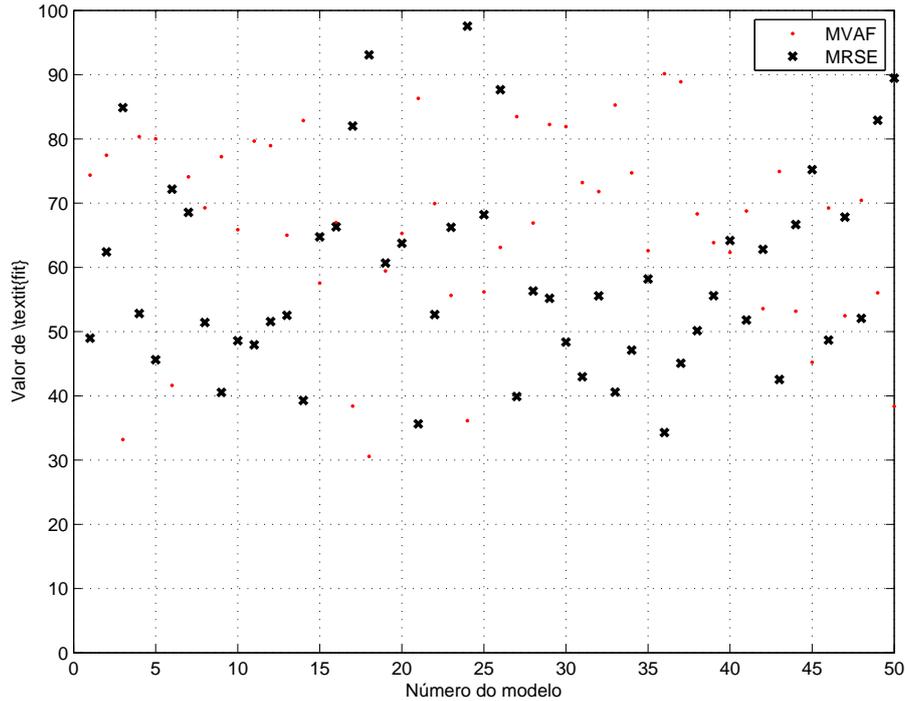


Figura 4.4: Gráfico dos valores de MRSE e MVAF para 50 sistemas lineares com ruído colorido e perda de dados

observando a variância do erro de saída percebe-se que o método proposto foi capaz de gerar modelos bons com alguma constância, obtendo um MVAF acima de 50% para todos os modelos considerados. Mais uma vez alguns resultados pontuais mostraram desempenho abaixo do desejado, porém estes são atribuídos a casos onde a excitação em alguma das variáveis foi pequena demais, o que seria prontamente detectado por um especialista.

A análise destes modelos permite concluir que a metodologia é robusta e consistente o suficiente para ser aplicada a um sistema mais complexo, no caso o *benchmark* proposto pela Shell, como mostrado a seguir.

4.1.2 Benchmark

Escolheu-se um sistema considerado um *benchmark* na literatura da identificação para conferir a eficiência do método. O sistema em questão é uma coluna de destilação, modelado a partir de uma coluna real da *Shell*, e possui como entradas a vazão de vapor de destilado (D) e a carga térmica do refeedor (Q), sendo as saídas a pressão da coluna (P) e a composição (X), representando o grau de impureza do produto final. O fluxograma deste processo pode ser visto na Figura 4.6, enquanto descrição matemática deste modelo está representada nas equações 4.3 e 4.4, retiradas de COTT (1995).

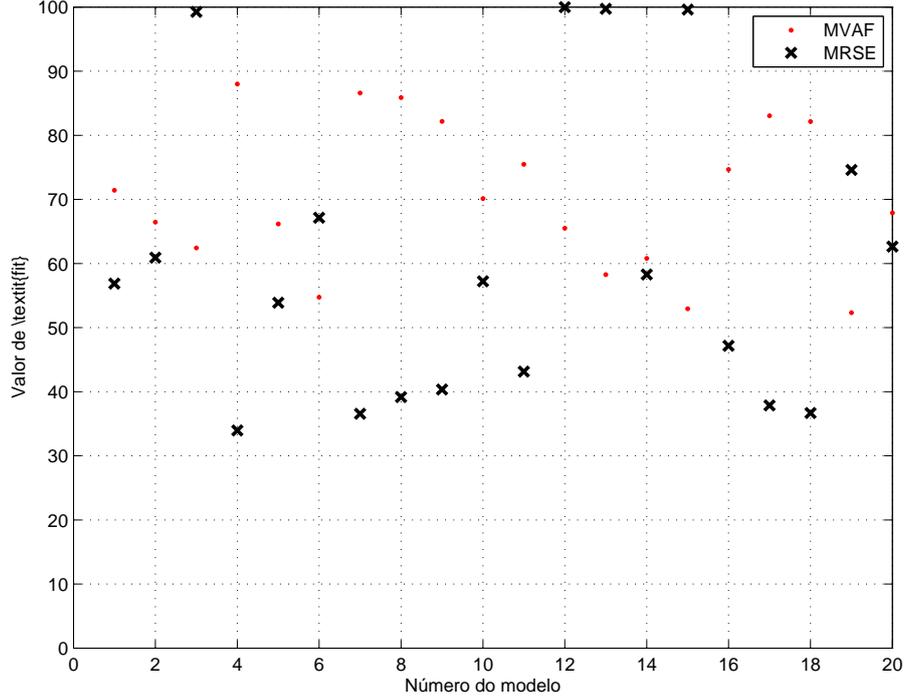


Figura 4.5: Valores de MRSE e MVAF para 20 sistemas mal condicionados.

Variável	Referência nominal	Operação normal
Pressão (P)	2800	2700 < P < 2900
Composição (X)	500	250 < X < 1000
vazão de vapor de <i>overhead</i> (D)	20	10 < D < 30
Trabalho do refervedor (Q)	2500	2000 < Q < 3000

Tabela 4.2: Sumário do ponto operacional para o *benchmark* Shell COTT (1995)

$$\tilde{P}(t) = \frac{-0.6096 + 0.4022q^{-1}}{1 - 1.5298q^{-1} + 0.5740q^{-2}}\tilde{D}(t) + \frac{-0.1055 - 0.0918q^{-1}}{1 - 1.5298q^{-1} + 0.5740q^{-2}}\tilde{Q}(t) + \frac{N_s}{1 - 1.5298q^{-1} + 0.5740q^{-2}}e_p(t) \quad (4.3)$$

$$X(t) = 0.0765\frac{500000}{Q(t-7)} + 0.9235X(t-1) + \frac{N_s}{1 - 1.6595q^{-1} + 0.6595q^{-2}}e_x(t) \quad (4.4)$$

Acima, \tilde{P} , \tilde{D} , \tilde{Q} são variáveis de desvio em torno do ponto operacional, que pode ser visto na Tabela 4.2, $e_p(t)$ e $e_x(t)$ são os desvios padrão do ruído branco adicionado à simulação e o parâmetro N_s é a intensidade do ruído na simulação.

O *benchmark* escolhido possui algumas características relevantes. Inicialmente, pode-se ver que as duas entradas tem influência na pressão. Além disto, há um tempo

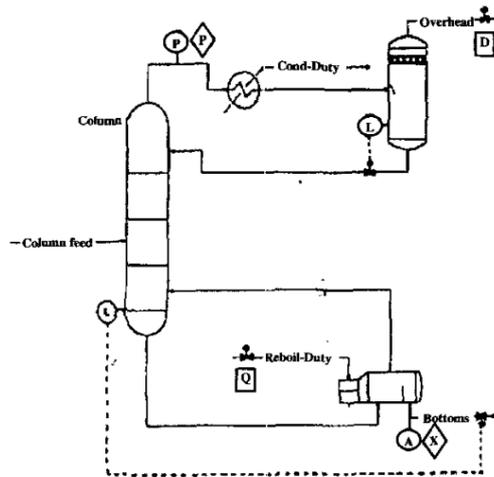


Figura 4.6: Fluxograma de processo para o *benchmark* da Sheel COTT (1995)

morto entre a influência da carga térmica no refeedor e a pureza. Finalmente, esta última é inversamente proporcional a esta carga térmica, adicionando mais uma não linearidade ao sistema, características estas não abordadas nos exemplos das seções anteriores.

4.1.3 Resultados para o benchmark

A metodologia foi aplicada ao *benchmark* com três valores distintos de N_s , com intuito de verificar sua robustez. Nas Figuras 4.7, 4.8 e 4.9 pode-se ver o comportamento do sistema para os valores de N_s iguais a 0.2, 0.5 e 1.0, respectivamente. Para todas as simulações foi utilizado o mesmo valor de semente para a geração do ruído branco e partiu-se da mesma condição inicial.

Não serão mostradas todas as etapas para os três níveis de ruído, sendo o foco principal a partir deste ponto o modelo com ruído $N_s = 0.2$. O procedimento aqui apresentado, todavia, foi repetido para os demais modelos e o resultado final obtido para os três níveis de ruído são apresentados no final desta seção.

Pré-teste

Segundo a Tabela 4.2, pode-se obter valores para o pré-teste. Devido à natureza exploratória desta etapa e o pouco conhecimento prévio do sistema, serão utilizados valores conservadores, sendo os degraus aplicados de 25% da faixa operacional, escolhido arbitrariamente como positivo. Na Figura 4.10 pode-se ver os resultados para o ruído de $N_s = 0.2$.

Analisando o resultado obtido durante o pré-teste observa-se que esta etapa cumpriu com os seus objetivos. É evidente a correlação entre a carga térmica no

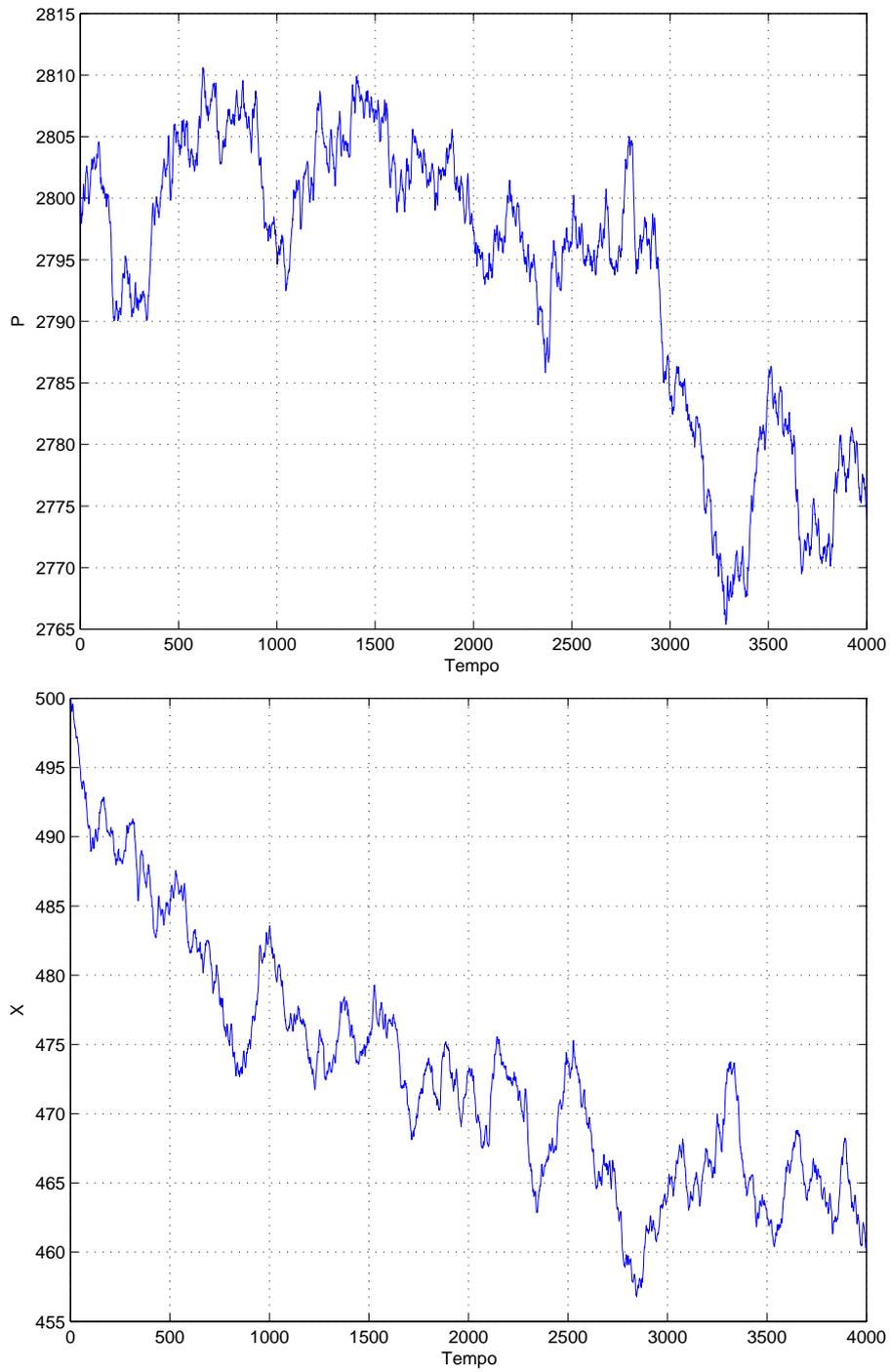


Figura 4.7: Resultado da simulação para o *benchmark* da Shell com $N_s = 0.2$

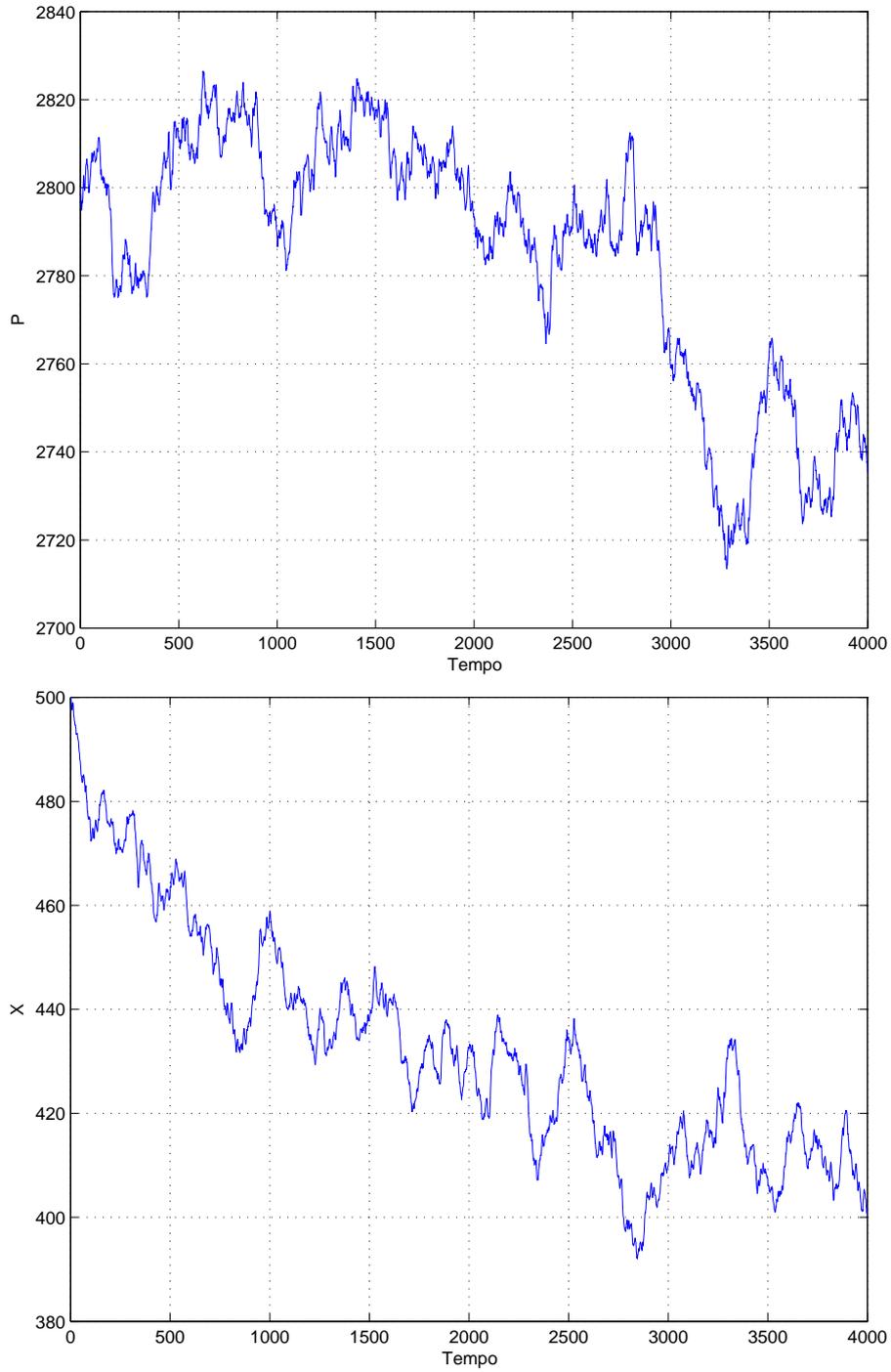


Figura 4.8: Resultado da simulação para o *benchmark* da Shell com $N_s = 0.5$

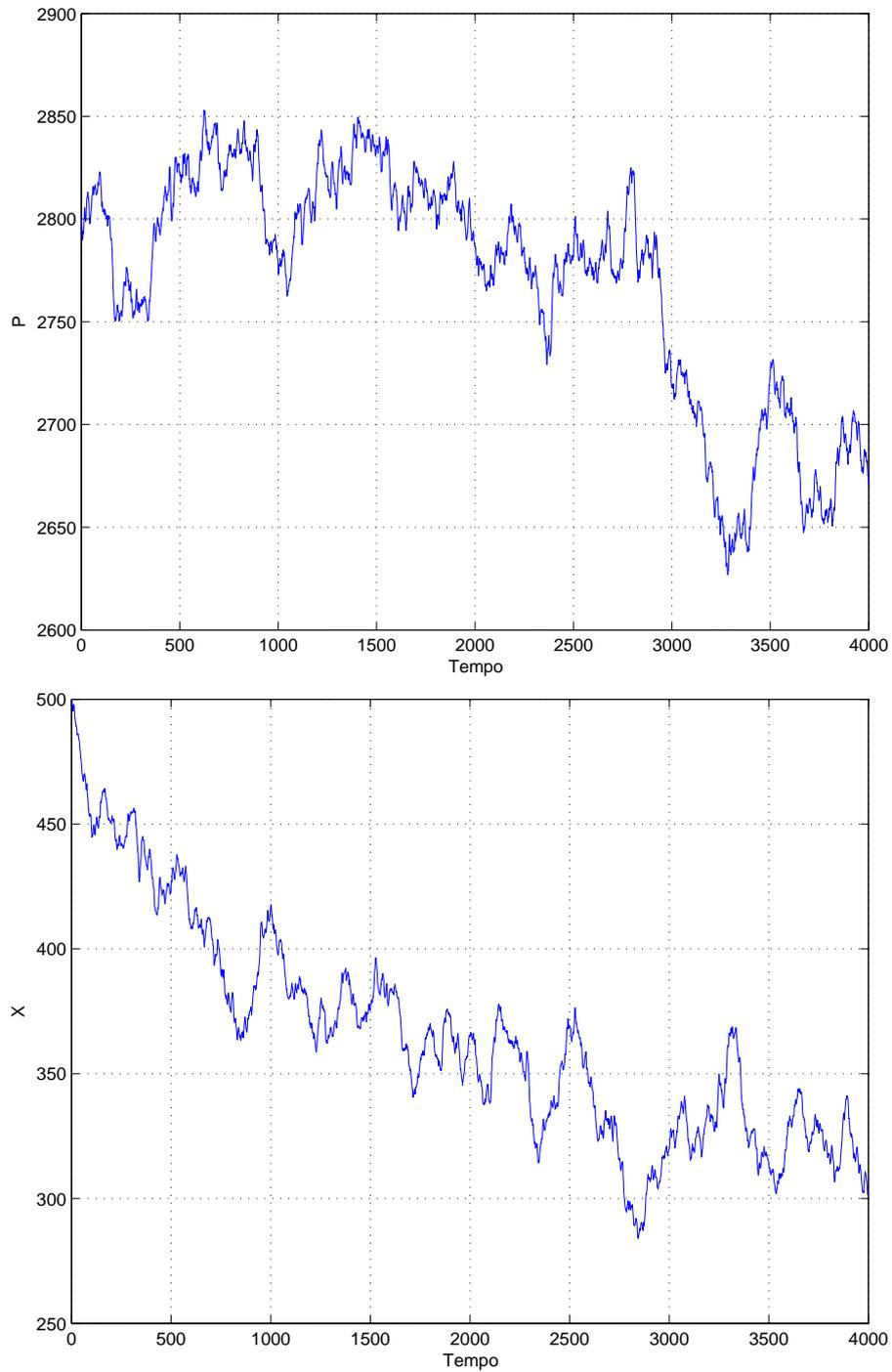


Figura 4.9: Resultado da simulação para o *benchmark* da Shell com $N_s = 1.0$.

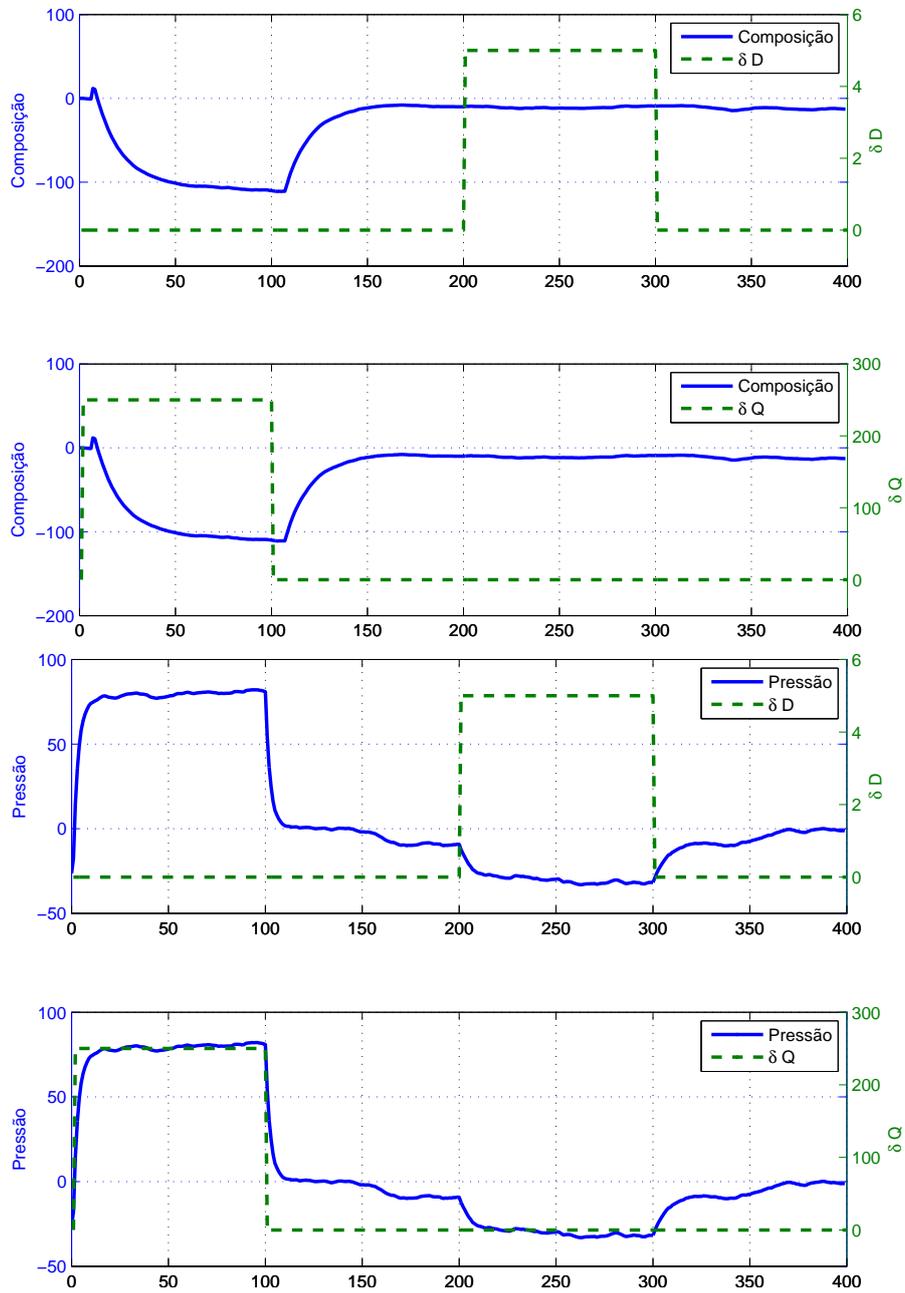


Figura 4.10: Resultado do Pré-teste para o *benchmark* da Shell $N_s = 0.2$

refervedor com a composição e a pressão, e é bastante clara a existência de uma relação entre a vazão de vapor e a pressão. Nos resultados do pré-teste não fica clara a existência de uma relação entre a concentração e a vazão de vapor. Esse resultado está dentro do esperado, considerando o processo em questão. Entretanto, caso este resultado não fosse coerente, e fosse esperada uma resposta para esta relação, poderia se tomar duas ações: Ou efetuar uma nova perturbação degrau na vazão de vapor com uma maior amplitude, o que poderia causar um efeito indesejado na pressão, e observar os resultados, ou registrar esse comportamento inesperado e, na próxima etapa, aumentar a amplitude do teste. Nestas situações o rumo a ser tomado é uma decisão *ad hoc*.

Perturbação Degrau

A próxima etapa proposta pela metodologia é a execução de um teste degrau, com a ordem aleatória das excitações. Observando os resultados obtidos no pré-teste, conclui-se que a amplitude da excitação é o suficiente para os modelos com nível de ruído $N_s = 0.2$ e $N_s = 0.5$, enquanto para o modelo com ruído $N_s = 1.0$ decidiu-se aumentar a amplitude para os limites da operação normal do sistema. Os resultados obtidos para o teste degrau para o sistema com ruído $N_s = 0.2$ podem ser vistos na Figura 4.11.

Analisando os resultados do experimento degrau em conjunto com os do pré-teste pode-se chegar a algumas conclusões mais confiáveis sobre o sistema. Inicialmente fica claro que não há relação entre a vazão de vapor e a composição. Além disto, nota-se que o tempo de assentamento da composição é longo, sendo mais adequado considerar o tempo de 100 amostras. Já na pressão fica evidente a existência de uma relação tanto com a carga térmica quanto com a vazão de vapor.

Obtenção de modelos iniciais

Para a geração deste modelo inicial foram definidos alguns parâmetros para o algoritmo de busca do melhor modelo. Estes podem ser vistos na Tabela 4.3. Nesta etapa o objetivo é obter o modelo mais confiável possível, para compensar a falta de dados. Como a incerteza do modelo está diretamente relacionada ao número de parâmetros do mesmo, o algoritmo desenvolvido busca uma redução monotônica da ordem do modelo utilizado, pautando-se na métrica descrita em 3.2.

Para o sistema com ruído $N_s = 0.2$ o resultado é um modelo de primeira ordem relacionando as entradas e saídas, conforme a equação 4.5. A resposta ao degrau deste modelo pode ser vista na Figura 4.12. Para fins de comparação, na Figura 4.13 pode ser visto a resposta a um degrau unitário da planta simulada sem ruído.

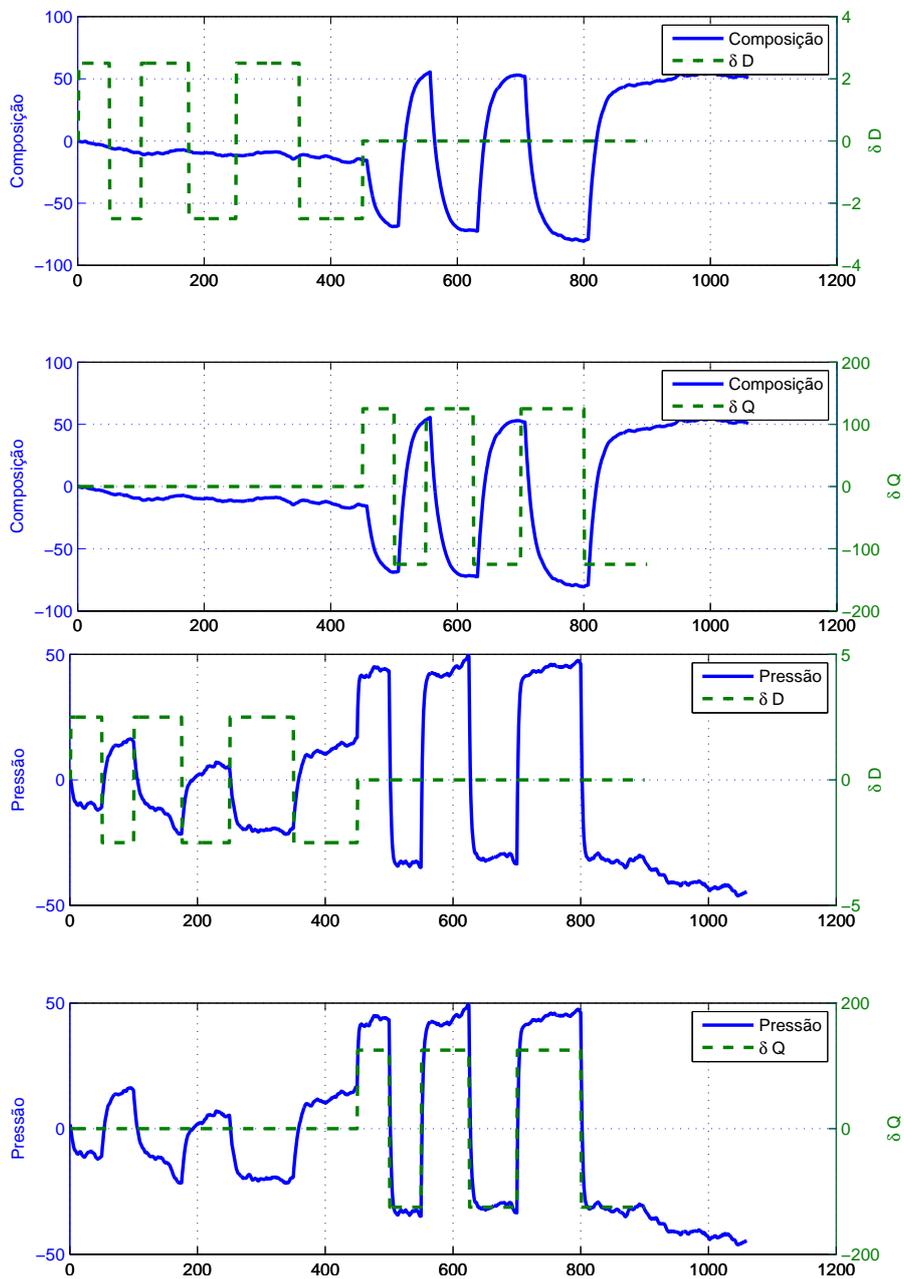


Figura 4.11: Resultado do teste degrau para o *benchmark* da Shell $N_s = 0.2$

Tabela 4.3: Parâmetros utilizados para geração do modelo inicial no *benchmark Shell*

Parâmetro	Valor	Definição
Máximo de Iterações para Exploração	200	Número máximo de modelos gerados com diferentes ordens durante a fase exploratória do algoritmo
Máximo de Iterações para Refinamento	600	Número máximo de modelos gerados com diferentes ordens durante a fase final do algoritmo
Porcentagem de validação cruzada	5	Porcentagem da massa total de dados utilizada para a validação cruzada.
Número máximo de pólos	10	Número máximo de pólos considerados no sistema
Número máximo de Zeros	10	Número máximo de zeros considerados no sistema
Atraso máximo	30	Valor máximo para o atraso do sistema
Fator de redução de ordem	3	Valor heurístico utilizado para determinar a velocidade da redução do número de parâmetros.

$$\begin{aligned}
 \tilde{P}(t) &= \frac{-0.7584q^{-1}}{1 - 0.8552q^{-1}}\tilde{D}(t) + \frac{0.04572q^{-1}}{1 - 0.8552q^{-1}}\tilde{Q}(t) \\
 \tilde{X}(t) &= \frac{0.007095q^{-1} + 0.001955q^{-2}}{B_x}\tilde{D}(t) + \\
 &\quad \frac{-9.077e - 005q^{-1} - 0.006213q^{-2}}{B_x}\tilde{Q}(t)
 \end{aligned} \tag{4.5}$$

$$\begin{aligned}
 B_x &= 1 - 1.753q^{-1} + 0.7618q^{-2} - 0.008428q^{-3} + 0.03733q^{-4} - \\
 &\quad 0.03528q^{-5} + 8.355e - 005q^{-6} + 0.01128q^{-7} + 0.003105q^{-8} \\
 &\quad - 0.008612q^{-9} + 0.003791q^{-10}
 \end{aligned}$$

Analisando os resultados do modelo inicial e comparando-os com a resposta do sistema, observa-se que é difícil se obter um modelo adequado do comportamento do sistema apenas com estes degraus. O modelo inicial encontrou uma relação entre a vazão de vapor e composição, embora essa relação não exista, além de ter estimado um ganho maior que o real entre a mesma entrada e a pressão. Ademais, os modelos da carga térmica no refeedor não foram muito mais precisos, tendo obtidos ganhos menores que o do sistema real. No que diz respeito à dinâmica, os resultados foram próximos da realidade, apesar de não terem sido capazes de detectar a ordem real do sistema, e não serem capazes de detectar o tempo morto entre a carga térmica e a composição.

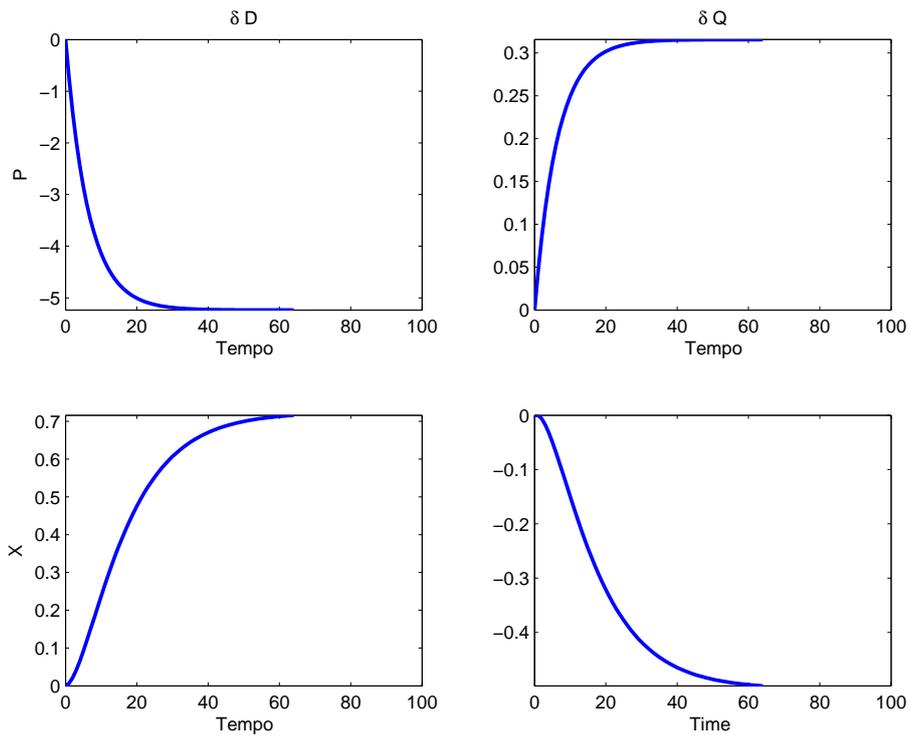


Figura 4.12: Resposta ao degrau para o modelo inicial obtido para o *benchmark* da Shell $N_s = 0.2$

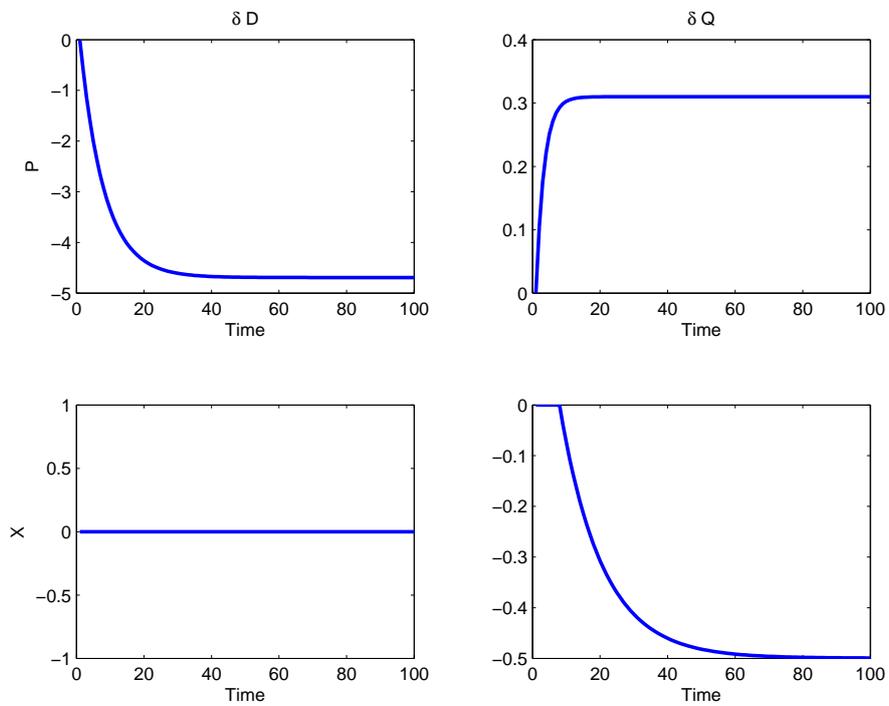


Figura 4.13: Resposta ao degrau do sistema proposto no *benchmark* da Shell, sem ruído

Vale a pena ressaltar que as técnicas de identificação de sistemas através de excitações do tipo degrau são consolidadas na indústria, e para uma grande família de sistemas reais são notoriamente pouco eficientes. Desta forma, o objetivo nesta etapa não é obter um modelo preciso do sistema, e sim um modelo confiável o suficiente para serem feitas algumas estimativas do impacto do teste **GBN** nas variáveis mais críticas, além de fornecer dados para uma validação posterior. Sendo assim, apenas uma comparação subjetiva entre os modelos obtidos e o sistema é relevante nesta etapa. Sob esta ótica pode-se considerar que os objetivos foram cumpridos, uma vez que os ganhos foram estimados de forma conservadora, ou seja, os sistemas tem um ganho próximo ou superior ao real, e as direções do ganho sendo apontadas na direção correta.

Projeto de testes **GBN**

Uma vez de posse destes modelos iniciais, pode-se prosseguir para a próxima etapa, que é a geração de um sinal **GBN**, que será modificado de forma a diminuir o impacto nas variáveis críticas do sistema. Para este caso do *benchmark* da Shell foram considerados como limites das variáveis críticas os limites da região operacional definida na Tabela 4.2. Para a adaptação foi utilizada a equação proposta na Seção 3.2.4, com o ganho $K_p = 5$.

Nas Figuras 4.14 e 4.15 podem ser observados respostas da pressão e composição, em termos do seus desvios do ponto operacional, para o sinal **GBN** original e o modificado, em conjunto com os limites operacionais. Na Figura 4.16 é apresentado os sinais **GBN** originais, em termos de desvio, para as entradas vazão de vapor e carga térmica, assim como o sinal após as modificações, para serem aplicados ao sistema.

Como pode se observar nas Figuras 4.14 e 4.14, os sinais previstos violavam poucas vezes os limites da operação normal, definidos como limites para o experimento. Isto é esperado devido aos modelos iniciais terem sido estimados com precisão e ao fato de não serem necessárias grandes excitações para se obter bons modelos deste sistema.

Em comparação, nas Figuras 4.17, 4.18 e 4.19 podem ser vistos a estimativa do da resposta para o teste no caso de $N_s = 1.0$, assim como o sinal **GBN** após as modificações. Para este caso, foi decidido aumentar a amplitude da excitação, o que, de forma que diversas vezes o teste violaria os limites previamente definidos. Isto resultaria em um grande desconforto operacional, ameaçando a continuidade do teste em uma situação em que o sistema não fosse simulado. Aplicando o sinal modificado espera-se que os testes transcorram sem maiores transtornos à operação, podendo assim ser executados até o fim, enquanto busca-se aproveitar melhor a faixa operacional onde o sistema pode ser excitado sem problemas.

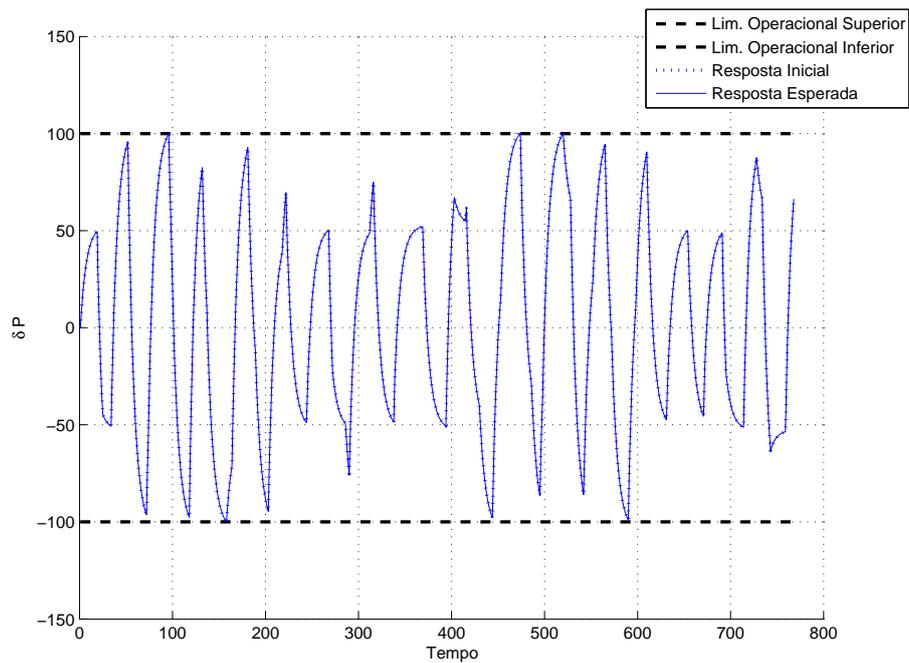


Figura 4.14: Resultado da análise de impacto do teste GBN na pressão para o *benchmark* da Shell com $N_s = 0.2$

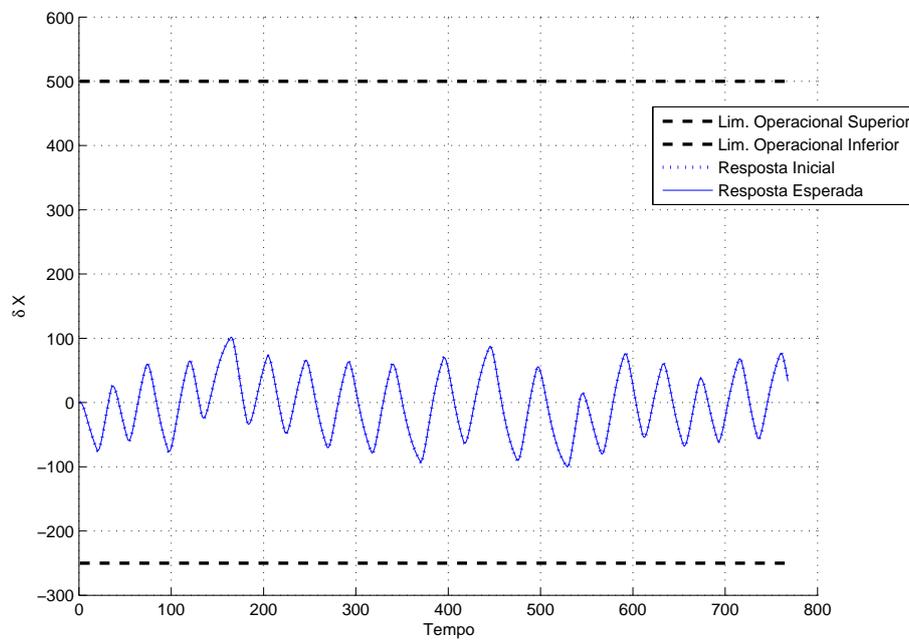


Figura 4.15: Resultado da análise de impacto do teste GBN na composição para o *benchmark* da Shell com $N_s = 0.2$

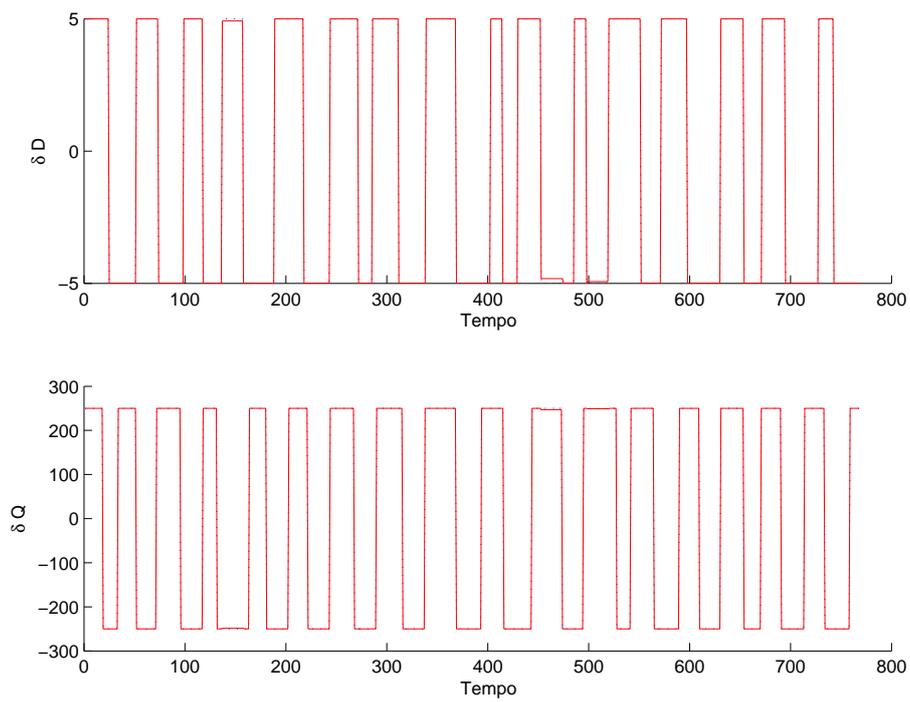


Figura 4.16: Comparativo do sinal GBN original vs modificado para o *benchmark* da Shell com $N_s = 0.2$

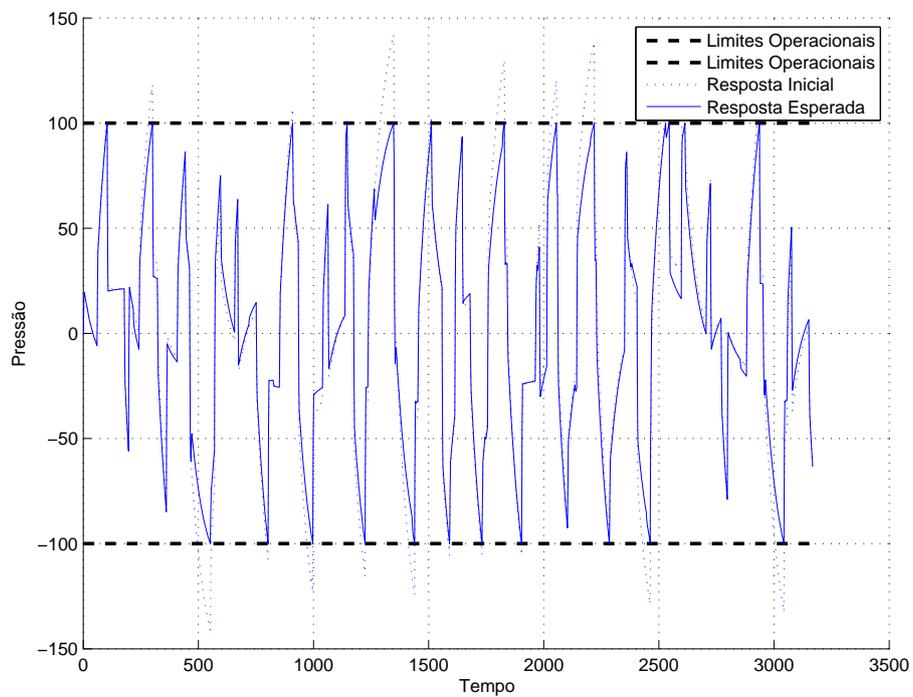


Figura 4.17: Resultado da análise de impacto do teste GBN na pressão para o *benchmark* da Shell com $N_s = 1.0$

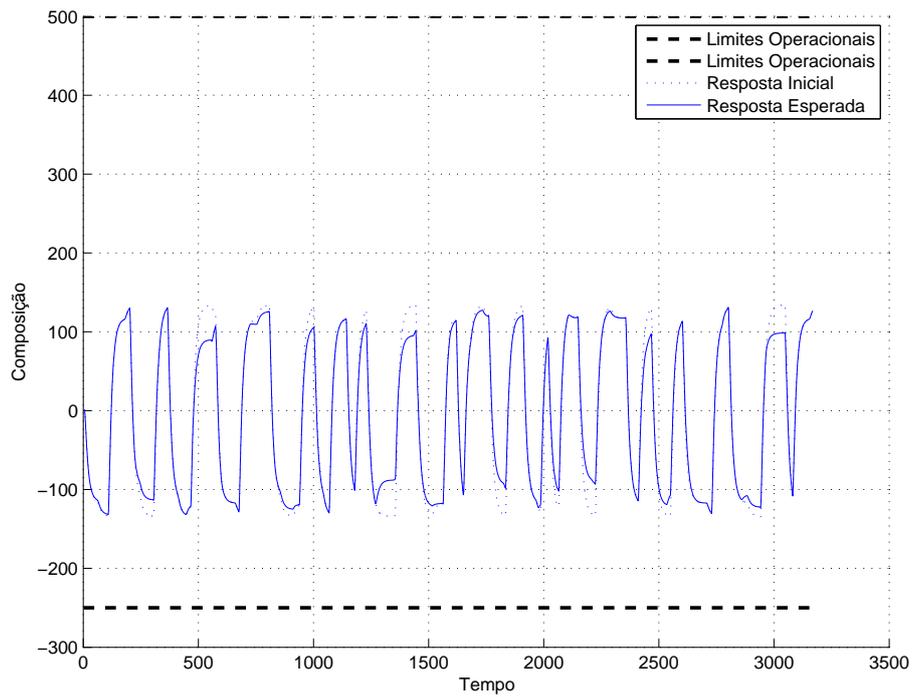


Figura 4.18: Resultado da análise de impacto do teste GBN na composição para o *benchmark* da Shell com $N_s = 1.0$

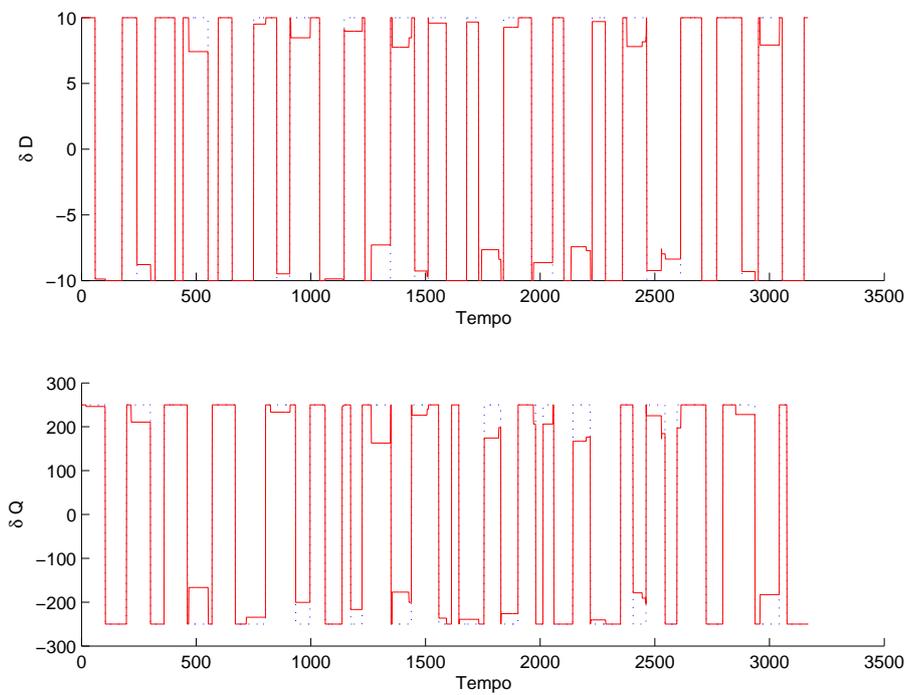


Figura 4.19: Comparativo do sinal GBN original vs modificado para o *benchmark* da Shell com $N_s = 1.0$

Observando a Figura 4.19, fica claro que essas modificações tiveram impacto na energia que foi introduzida no sistema para o teste. Todavia, observando o dual do problema, percebe-se embora a energia introduzida no sistema tenha diminuído, ela está sendo mais bem aproveitada, respeitando-se as restrições da saída.

Como pode ser visto nas Figuras 4.20 e 4.21, embora a energia da excitação tenha diminuído, ela ainda se concentra na mesma região do sinal original. Comparando a energia total do sinal original contra a do sinal modificado, atinge-se uma redução de 13% para a vazão de vapor e de 25% para a carga térmica do referveador. Caso fosse aplicar uma redução na amplitude total das entradas de forma indiscriminada, isso implicaria em reduzir a quantidade de energia do sinal em 47% e 58% respectivamente, afetando a relação sinal/ruído durante toda a duração do experimento.

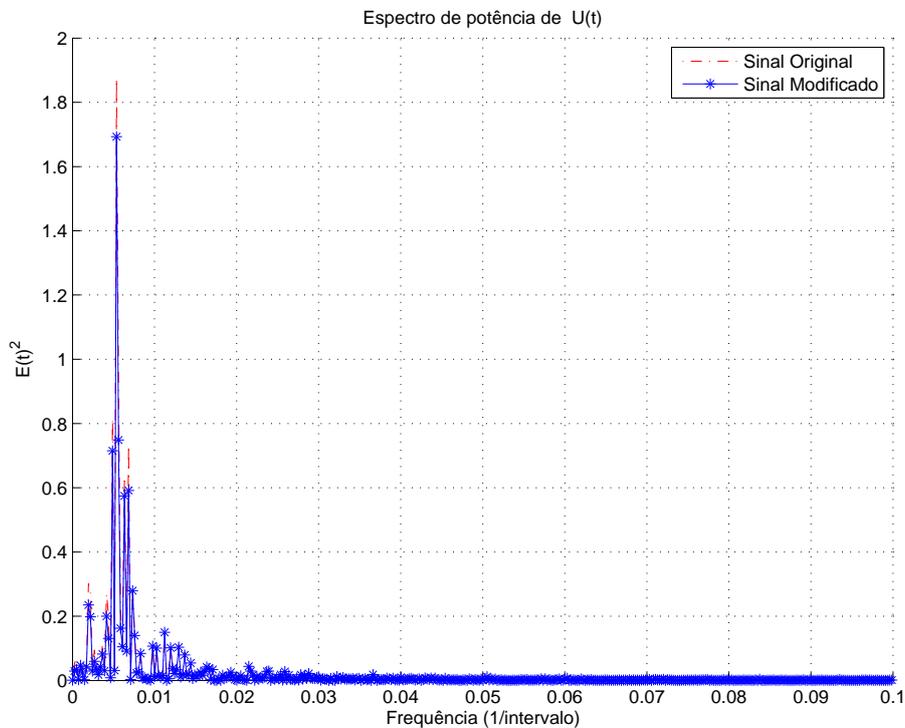


Figura 4.20: Comparativo do espectro de potência de vazão para do sinal GBN original vs modificado para o *benchmark* da Shell com $N_s = 1.0$

Perturbação GBN

Dando continuidade ao experimento, o sinal modificado foi aplicado ao sistema, com o resultado que pode ser visto nas Figuras 4.22 e 4.23, em comparação com os resultados estimados com base no modelo inicial.

Observando as respostas obtidas e as estimadas percebe-se, que embora o modelo inicial não tenha sido capaz de representar o sistema em detalhes, ele foi bem sucedido para análise das variáveis críticas, com a composição respeitando os limites

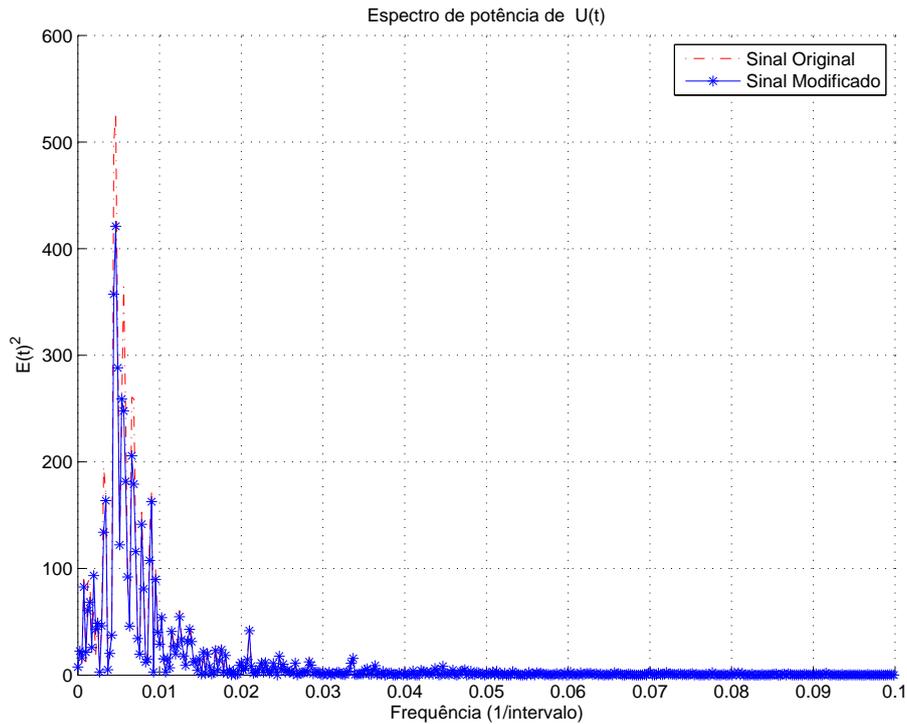


Figura 4.21: Comparativo do espectro de potência da carga térmica para do sinal GBN original vs modificado para o *benchmark* da Shell com $N_s = 1.0$

operacionais e a pressão violando apenas brevemente em alguns pontos específicos. Embora esse comportamento não seja o desejado em momento algum, há ainda outros fatores no sistema, tais como perturbações não medidas, que não foram levados em consideração e podem ter sido as responsáveis por estas violações.

Modelagem, Verificação e Geração dos Modelos Finais

De posse destes dados, pode-se prosseguir para as etapas finais da metodologia. Para gerar a modelagem nesta etapa foi utilizado o mesmo algoritmo dos modelos iniciais, porém com um fator de redução da ordem menos agressivo. Essa decisão foi tomada pois é entendido que já existem dados o suficiente para se obter um número maior de parâmetros significativos. Além disto, por estar caminhando na direção dos resultados definitivos, permite-se um número maior de iterações, pois dentro do cronograma da identificação, o tempo gasto com cálculos é desprezível. Os parâmetros utilizados nesta etapa podem ser visto na Tabela 4.4.

Como pode ser visto nas Figuras 4.24, 4.13, 4.25 e 4.26, o modelo final obtido foi bem próximo ao sistema, e a verificação com dados obtidos através do sinal **GBN** e degrau convencional mostram uma boa aderência. Os modelos obtidos para o parâmetro de ruído definido como $N_s = 0.2$, $N_s = 0.5$ e $N_s = 1.0$ podem ser vistos nas equações 4.6, 4.7 e 4.8. Pode ser observado que a ordem da relação entre a vazão e a composição nos modelos finais para os níveis de ruído $N_s = 0.2$ e $N_s = 1.0$ foi

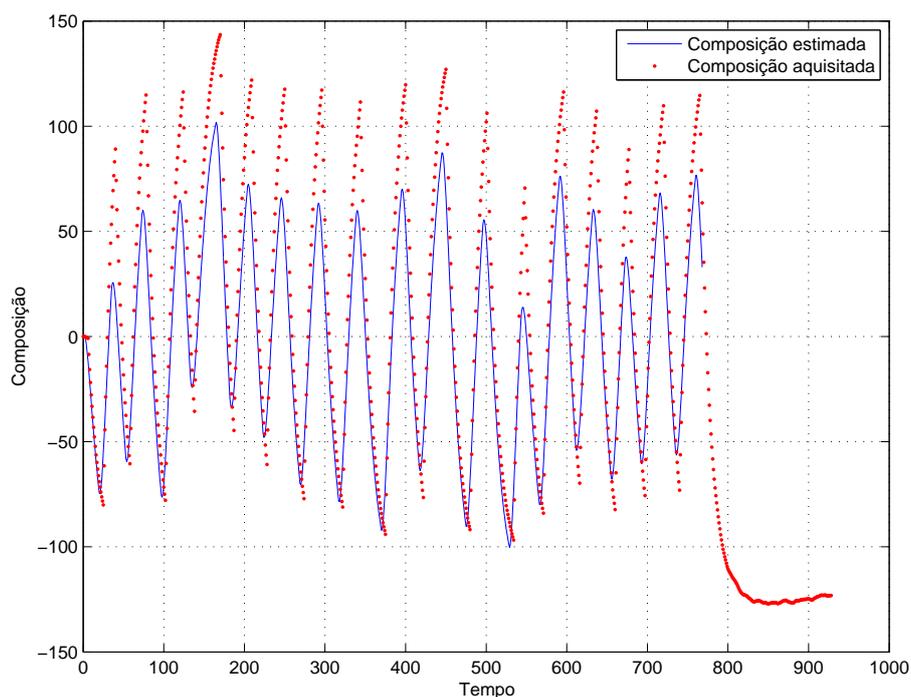


Figura 4.22: Comparativo entre a resposta de Composição medida e estimada ao sinal GBN modificado para o *benchmark* da Shell com $N_s = 0.2$.

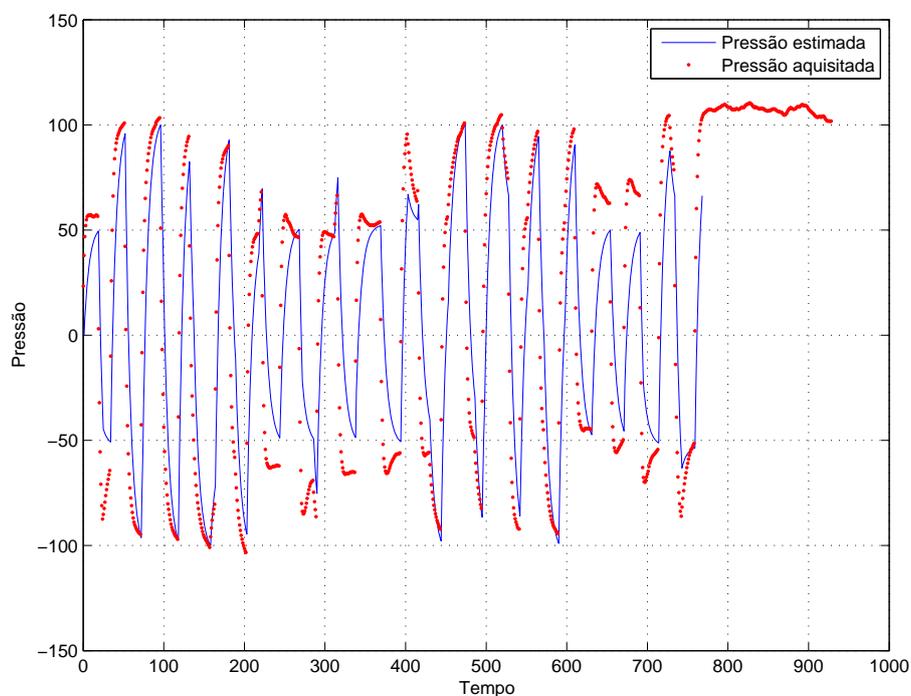


Figura 4.23: Comparativo entre a resposta de Pressão medida e estimada ao sinal GBN modificado para o *benchmark* da Shell com $N_s = 0.2$.

Tabela 4.4: Parâmetros utilizados para geração do modelo final no *benchmark* Shell

Parâmetro	Valor
Máximo de Iterações para Exploração	300
Máximo de Iterações para Refinamento	1000
Porcentagem de validação cruzada	95
Número máximo de pólos	10
Número máximo de Zeros	10
Atraso máximo	30
Fator de redução de ordem	0.2

elevada. Isto pode ser atribuído à dificuldade de se capturar um comportamento não linear com um modelo linear.

$$\begin{aligned}\tilde{P}(t) &= \frac{-1,07q^{-1}}{1 - 0,6905q^{-1}}\tilde{D}(t) + \frac{0,09045q^{-1}}{1 - 0,6905q^{-1}}\tilde{Q}(t) \\ \tilde{X}(t) &= \frac{A_x}{1 - 0,9268q^{-1}}\tilde{Q}(t)\end{aligned}\quad (4.6)$$

$$\begin{aligned}A_x &= -0,0006139q^{-1} - 4,171 \cdot 10^{-5}q^{-2} - 2,142 \cdot 10^{-5}q^{-3} + \\ &5,677 \cdot 10^{-6}q^{-4} + 1,11 \cdot 10^{-5}q^{-5} - 6,883 \cdot 10^{-5}q^{-6} - 0,04032q^{-7}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\tilde{P}(t) &= \frac{-0,4436q^{-1}}{1 - 0,8988q^{-1}}\tilde{D}(t) + \frac{0,03329q^{-1}}{1 - 0,8988q^{-1}}\tilde{Q}(t) \\ \tilde{X}(t) &= \frac{-0,02198q^{-1}}{1 - 0,9669q^{-1}}\tilde{Q}(t)\end{aligned}\quad (4.7)$$

$$\begin{aligned}\tilde{P}(t) &= \frac{-0,5866q^{-1}}{1 - 0,8609q^{-1}}\tilde{D}(t) + \frac{0,04507q^{-1}}{1 - 0,8609q^{-1}}\tilde{Q}(t) \\ \tilde{X}(t) &= \frac{-0,001124q^{-1} + 0,0002452q^{-2} - 0,0001288q^{-3} - 0,02584q^{-4}}{1 - 0,9551q^{-1}}\tilde{Q}(t)\end{aligned}\quad (4.8)$$

A resposta ao degrau para os modelos obtidos para diferentes amplitudes de ruído podem ser vistos na Figura 4.27. O primeiro fator que chama atenção é a robustez da metodologia ao ruído, obtendo resultados com qualidade equivalente para diversas amplitudes. Além disto, todos os modelos foram capazes de se aproximar do sistema real com grande precisão, com o único problema mais evidente sendo na relação entre a carga térmica no refervedor e a composição, que tem uma característica não linear.

Para facilitar a comparação dos resultados obtidos com outros trabalhos futuros,

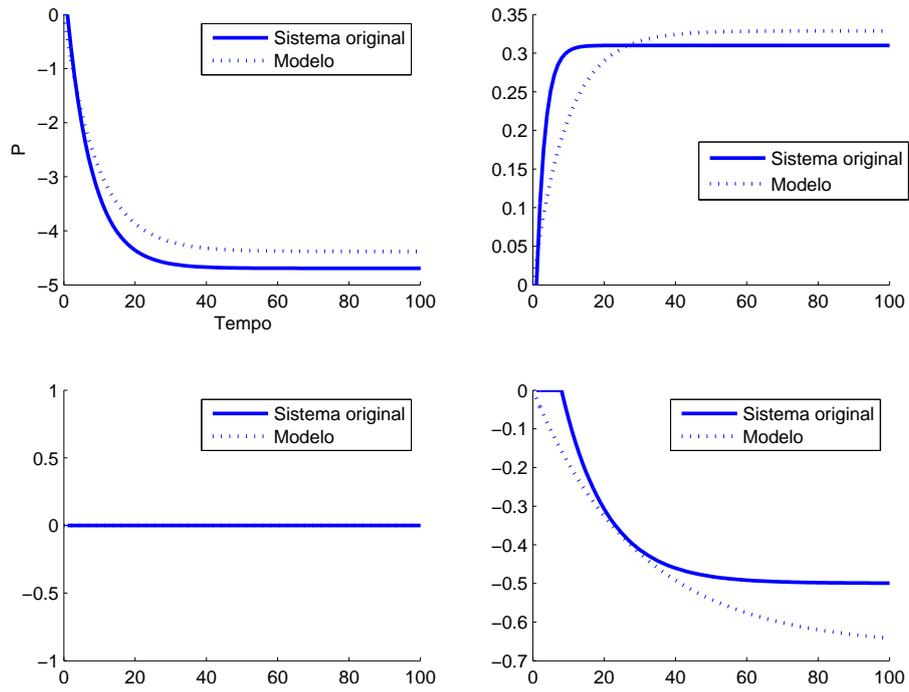


Figura 4.24: Modelo final obtido para o *benchmark* da Shell com $N_s = 0.2$

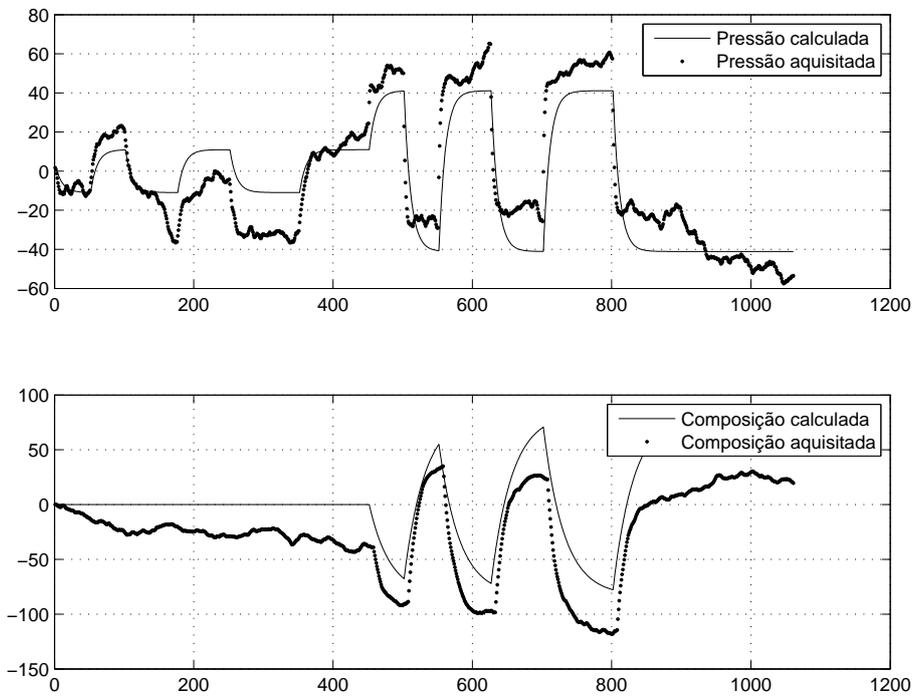


Figura 4.25: Validação do modelo final contra a excitação degrau para o *benchmark* da Shell com $N_s = 0.2$

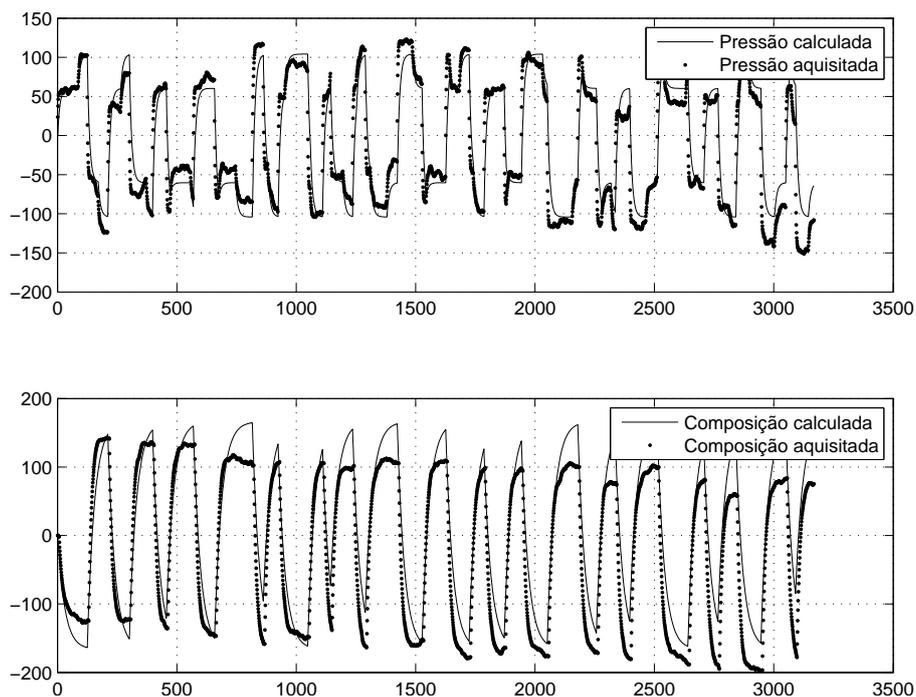


Figura 4.26: Validação do modelo final contra a excitação **GBN** para o *benchmark* da Shell com $N_s = 0.2$

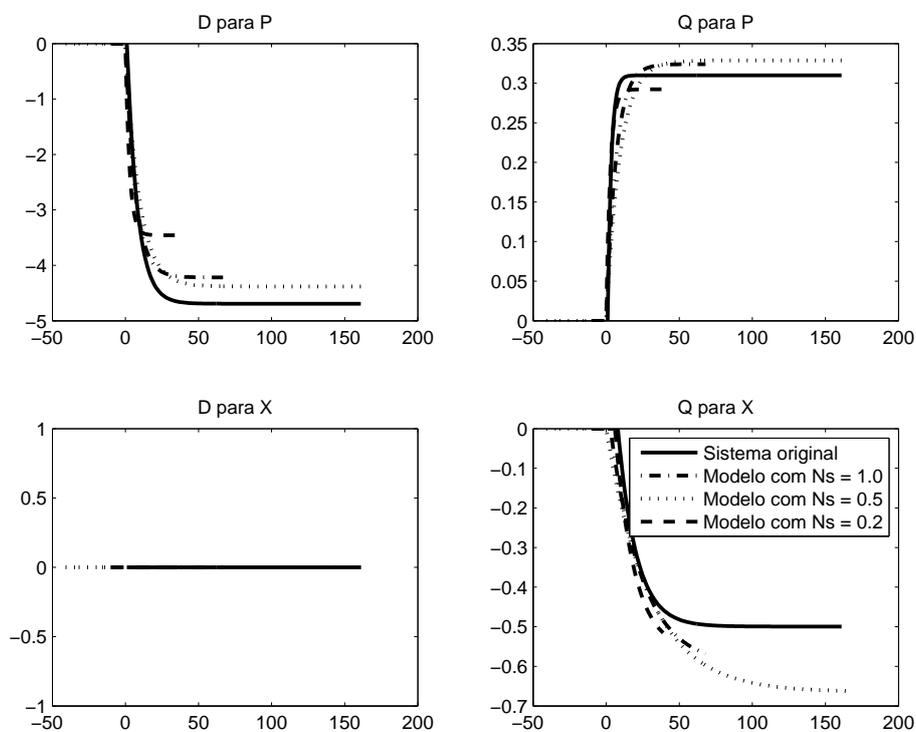


Figura 4.27: Comparação dos modelos obtidos para diferentes níveis de ruído para o *benchmark* da Shell

Tabela 4.5: Valores obtidos para as métricas MRSE e MVAF para o *benchmark* da Shell

N_s	MRSE	MVAF
1.0	37.7	91.4
0.5	42.1	87.2
0.2	29.0	96.0

as métricas definidas na subseção 4.1.1 foram calculadas para os três níveis de ruído, de acordo com as equações 4.1 e 4.2. Os valores de MRSE calculados utilizando apenas os dados de validação. Na Tabela 4.5, pode-se ver os resultados obtidos com as métricas propostas.

Analisando o MVAF percebe-se que mesmo para valores mais elevados de ruído, esta métrica permanece acima de 85%. Isto indica como a metodologia proposta é robusta a ruídos, ou seja, a qualidade do modelo obtido é relativamente pouco afetada pelo ruído adicionado. Observando os resultados obtidos da metodologia proposta para MRSE, é visto que em todos os casos o valor se manteve abaixo de 50%, nível considerável satisfatório. Para o caso de $N_s = 1.0$, pode-se observar que foi possível obter um resultado melhor do que para $N_s = 0.5$. Isto pode ser atribuído à maior amplitude utilizada nos testes da vazão de vapor para este nível de ruído, conforme discutido anteriormente.

Uma forma simples de representar estes modelos para consultas é através das tabelas de ganhos e direções. Estas tabelas foram propostas como representações simples e intuitivas dos modelos, que pudessem ser lidas rapidamente durante a operação do processo, especialmente em processos com um número elevados de entradas e saídas. Nestas tabelas as colunas listam as variáveis de saída e as linhas as variáveis de entrada, e uma coluna "MT", os movimentos típicos que foram considerados como amplitudes nas entradas durante os testes. Na tabela de ganhos cada elemento da tabela representa o ganho estático do par entrada-saída, com uma escala de diferentes intensidade de cor indicando qual é o efeito relativo desta entrada em comparação à todas as demais para esta saída. Na tabela de direções os elementos indicam a intensidade da interação entrada-saída e se efeito identificado foi direito ou indireto. Há uma sobreposição da informação de ambas as tabelas, sendo recomendado o uso da tabela dos ganhos para pessoas que conheçam os modelos identificados do processo e a tabela de direções para pessoas não familiarizadas com os mesmos. Nas Figuras 4.28 e 4.29 podem ser vistos, respectivamente, exemplos das tabelas de ganhos e direções, feitos para o *benchmark* da Shell com $N_s = 0.2$.

TAGS	$\frac{M}{T}$	P	X
D	5	-3,8	0
Q	250	0,29	-0,87

Figura 4.28: Tabela de ganhos para o *benchmark* da Shell com $N_s = 0.2$

TAGS	P	X
D	↓	→
Q	↑	↓

Figura 4.29: Tabela de direções para o *benchmark* da Shell com $N_s = 0.2$

Comparações

A metodologia proposta foi capaz de apresentar resultados tão bons ou melhores do que os observados na literatura. Comparando com Tai-Ji ZHU (1998), percebe-se que a metodologia proposta foi mais coerente nos resultados para diferentes níveis de ruído. Além disto, a existência de um pré-teste e um teste degrau, associado com a etapa de validação dos resultados, facilita a percepção dos modelos nulos mais cedo, sendo possível defini-los como tal antes da geração do modelo final.

Em AMJAD e AL-DUWAISH (2003) os autores usam degraus aleatórios como perturbação para a planta, com duração 50% mais longa do que a utilizada para o **GBN** com a metodologia proposta, sendo maior do que o tempo total de experimentos, mesmo incluindo o pré-teste e o teste degrau. Durante o experimento efetuado pelos autores, não há nenhuma preocupação em manter o sistema em sua região operacional e o mesmo sai das especificações operacionais diversas vezes. Neste trabalho não se especifica qual o nível de ruído utilizado durante a identificação, todavia os resultados ficaram muito próximos aos encontrados com a metodologia proposta, sendo o resultado com o sinal aleatório um pouco melhor apenas para o modelo não linear.

Em CLUETT *et al.* (1997), os autores utilizam uma técnica diferente de modelagem, baseada no Filtro de Frequência de Amostragem (Frequency Sampling Filter - *FSF*). Neste trabalho, os autores utilizam uma forma interessante de compor uma perturbação que seja rica em todas as frequências de interesse em um único experimento. Os autores fazem uma superposição de perturbações ricas em frequências médias e baixas, gerado através de um sinal binário de duração 2000. Este sinal é então filtrado por um filtro passa baixa, e a ele é adicionado um ruído branco. Esta abordagem tem o problema de que é necessário algum conhecimento prévio do sistema para se definir as características do filtro passa baixa. Observando os resul-

tados da identificação, os modelos obtidos são semelhantes aos obtidos utilizando a metodologia proposta, sendo a dificuldade de modelar a relação não linear entre a carga térmica do refervedor e a composição a mesma.

Finalmente, em BORJAS e GARCIA (2010), os autores utilizam a identificação através do método de projeção no subespaço para o *benchmark* da Shell. Os autores aplicam uma perturbação PRBS, e utilizam diferentes técnicas de modelagem, entre elas PEM e três métodos baseados em subespaço. Todavia, neste trabalho não é indicada qual foi amplitude da excitação do sistema, e, pelas respostas representadas no trabalho, concluiu-se que a dimensão da mesma era consideravelmente maior do que a que fora utilizada nesta dissertação. Uma excitação mais acentuada é coerente com a proposta do trabalho dos autores, que se foca em comparar os métodos de identificação propostos, porém impossibilita a comparação com os resultados obtidos neste trabalho, onde um ponto fundamental é elaborar um sinal de excitação que busque diminuir o custo da identificação.

4.2 Caso de teste

A metodologia proposta também foi aplicada a um ambiente industrial, por uma grande empresa do ramo de óleo e gás. A fim de demonstrar sua eficiência e robustez, nesta seção descrevem-se os resultados obtidos durante a identificação de uma planta de produção de amônia, um sistema MIMO, não linear, com 23 variáveis manipuladas para o controlador (entradas), 5 perturbações medidas mas não manipuláveis, e 147 saídas, em um total de 4116 modelos, que durante o processo de identificação foram reduzidos para 3480, pois algumas entradas e saídas foram desconsideradas para o controle preditivo. Destes modelos, aproximadamente metade foram considerados não nulos, ou seja, foi observada uma relação entre a entrada e a saída com pelo menos 3 parâmetros a serem estimados. Embora o sistema tenha dimensões significativas, a metodologia foi capaz de obter resultados considerados satisfatórios, reduzindo consideravelmente o tempo necessário nesta etapa. Os modelos obtidos por estes testes estão implementados atualmente no controlador preditivo e estão sendo utilizados para atuar diretamente no processo, com resultados considerados bons pela equipe envolvida.

A metodologia proposta neste trabalho foi utilizada para obter os modelos para um Controlador Preditivo Multivariável de uma unidade de produção de amônia. Devido ao tamanho e à complexidade do processo, a implantação do Controlador, e por consequência a identificação, foi dividida em duas etapas, uma focada no processo de reforma primário, onde é obtido o gás hidrogênio (H_2) a partir da reação de *shift* do metano (CH_4), e uma segunda etapa de síntese, onde o hidrogênio gerado é combinado com o nitrogênio do ar para formar a amônia.

Por uma questão de confidencialidade, os verdadeiros nomes das TAGS foram modificados e os dados apresentados neste trabalho foram normalizados em torno do ponto operacional de cada variável. Para variáveis manipuladas a faixa de variação para o teste foi normalizada para desvios unitários. Os ganhos estáticos dos modelos foram normalizados para ficarem condizentes com os dados apresentados, embora as posições dos pólos e zeros não tenham sido modificadas, para não alterar o comportamento dinâmico do sistema representado. Por esta mesma razão o processo relacionado será abordado apenas na profundidade necessária para algum resultado de interesse no devido contexto.

4.2.1 Reforma Primária

Como forma de validar a metodologia, a identificação da Reforma Primária foi feita de duas formas diferentes, inicialmente foi utilizada a metodologia tradicional, com perturbações apenas na forma de degraus individuais em cada variável e utilizando modelos AR, e a metodologia proposta nesta dissertação. Para a abordagem tradicional foram feitas 3 baterias de teste para cada entrada, sendo cada bateria composta de três degraus de duração crescente, além da etapa de pré-teste comum à metodologia proposta.

Para o subsistema da Reforma Primária foram consideradas como entradas as 13 variáveis de maior impacto esperado no sistema e que poderiam ser manipuladas pelo controlador, além de 3 variáveis de perturbação, que por alguma razão não poderiam ser utilizadas para controle, mas que puderam ser atuadas durante a identificação para se obter modelos. Além destas 16 variáveis, duas variáveis foram consideradas como perturbações medidas, porém não foram atuadas. Esse subsistema ainda engloba 49 saídas, todas elas medidas durante os testes. A lista completa das variáveis de entrada pode ser vista na Tabela 4.6 e mostra quais os tipos de variável estão sendo manipuladas durante este trabalho. Para auxiliar no entendimento deste processo, um fluxograma simplificado do processo de produção de amônia por síntese pode ser visto na Figura 4.30, com as variáveis de interesse indicadas.

Devido ao elevado número de variáveis, para a excitação **GBN** as entradas foram divididas em dois grupos e foram feitos dois experimentos, um com 11 variáveis sendo atuadas ao mesmo tempo, e outro com as 5 restantes. Embora essa divisão implique em um maior tempo total de testes e a perda de alguns dos efeitos combinados entre as variáveis, a equipe de operação considerou que atuar em todas as variáveis ao mesmo tempo representaria um risco muito grande, uma vez que seria impossível acompanhar o impacto do teste na operação, mesmo com os modelos iniciais.

Outro fator que pesou consideravelmente nesta decisão e foi utilizado como critério de seleção dos grupos das variáveis, foi a diferença entre a dinâmica esperada

Tabela 4.6: Lista de variáveis de entrada para Reforma Primária

Variável	Excitada	Descrição	Grupo
V01	Sim	Gás combustível para fileira de maçaricos 1	Rápidas
V02	Sim	Gás combustível para fileira de maçaricos 2	Rápidas
V03	Sim	Gás combustível para fileira de maçaricos 3	Rápidas
V04	Sim	Gás combustível para fileira de maçaricos 4	Rápidas
V05	Sim	Gás combustível para fileira de maçaricos 5	Rápidas
V06	Sim	Gás combustível para fileira de maçaricos 6	Rápidas
V07	Sim	Gás combustível para fileira de maçaricos 7	Rápidas
V08	Sim	Gás combustível para fileira de maçaricos 8	Rápidas
V09	Sim	Gás combustível para fileira de maçaricos 9	Rápidas
V10	Sim	Gás combustível para fileira de maçaricos 10	Rápidas
P01	Sim	Pressão de gás combustível para o túnel	Rápidas
T01	Sim	Temperatura do vapor HS	Lentas
T02	Sim	Temperatura de saída do forno reformador	Lentas
F01	Sim	Vazão de carga de gás natural	Lentas
C01	Sim	Razão ar/gás	Rápida
C02	Sim	Relação vapor/carbono	Lentas

entre as variáveis do primeiro grupo, chamadas de variáveis rápidas, e as do segundo grupo, as variáveis lentas. Enquanto no primeiro grupo esperava-se um tempo de estabilização de aproximadamente 60 minutos, no segundo este tempo alcançava 120 minutos. Isto implicaria em excitar um conjunto de entradas por mais tempo do que o necessário, e conseqüentemente, perturbar ainda mais a operação da planta. Embora a resposta esperada para a variável **C01** se aproxime mais das variáveis lentas, por uma questão de segurança foi decidido não permitir que os testes alterassem esta variável em conjunto com a **C02**.

Como há muitos modelos neste subsistema, foram selecionados apenas alguns, considerados mais representativos para o estudo, para serem apresentados e no final uma visão geral com todos os modelos obtidos é apresentada. Foi selecionada como variável do grupo de variáveis rápidas, a abertura da terceira válvulas de alimentação de forno onde é feita a reação de shift (**V03**), e uma variável do grupo das variáveis lentas, a razão entre vapor e carbono utilizada para a reforma (**C02**).

A variável **V03** controla a abertura da válvula da terceira fileira de maçaricos do forno onde ocorre a reação de *shift*. É esperado um efeito rápido nas variáveis medidas no forno, porém não é esperado que esse efeito se propague além do mesmo, devido a uma malha que controla a temperatura dos gases da saída do forno atuando na pressão de gás que alimenta os maçaricos.

O modelo esperado para esta variável era um efeito claro em todas as medidas de temperatura nas diferentes harpas do forno, sendo diretamente proporcional nas proximidades do queimador 3 e inversamente proporcional às medidas dos pontos

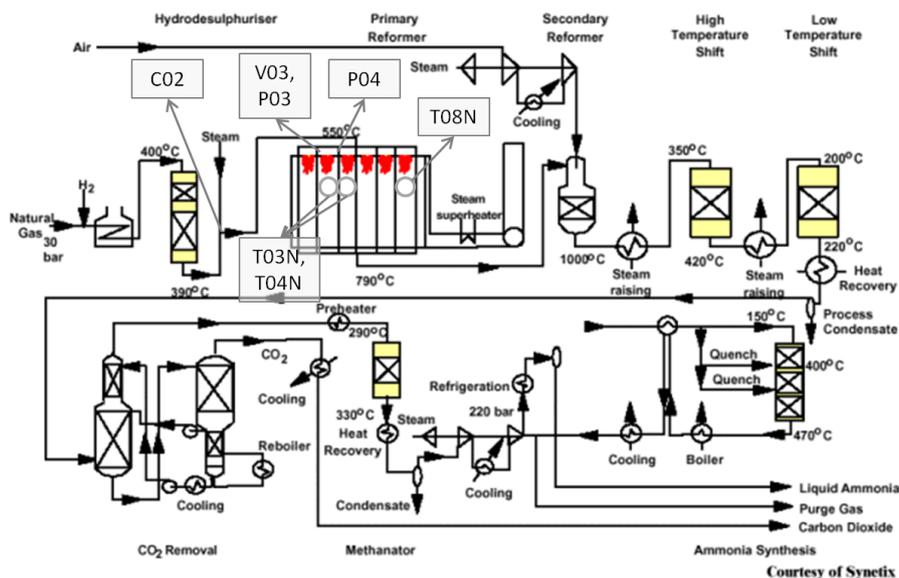


Figura 4.30: Fluxograma simplificado de produção de amônia AGARWAL (2010) com as variáveis de interesse reforma primária indicadas.

mais afastados. Da mesma forma, esperava-se um efeito diretamente proporcional na pressão de gás para o terceiro maçarico, e um efeito contrário nas demais pressões.

Degraus

Na Figura 4.31 pode ser visto o sinal aplicado para o pré-teste, em conjunto com as medidas das duas extremidades do forno (referidas como norte e sul) das harpas 3, 4 e 8 e as pressões nos maçaricos 3 e 4.

Observando as respostas do pré-teste percebe-se o efeito claro entre os degraus e as temperaturas, indicando que a amplitude das perturbações estava satisfatória, assim como considerar 60 minutos como tempo de assentamento do sistema. Para a pressão esse resultado é mais sutil, porém foi considerado significativo, inclusive pela equipe de acompanhamento do projeto, habituada com o sinal e com suas oscilações normais. Como o efeito na temperatura já estava bem evidente e não se desejava o risco de sair da região de operação, associado com uma insegurança da equipe de acompanhamento frente a uma tecnologia nova, foi decidido reduzir a amplitude durante os testes **GBN**.

É evidente a semelhança entre as respostas obtidas nas harpas norte e sul. A título de simplificação, deste ponto em diante não serão representados os gráficos da resposta para os sensores norte e sul, porém as análises feitas levaram em consideração ambas as respostas. Esta redundância colaborou com a validação da metodologia, pois mostrou constância nos resultados obtidos.

A outra entrada escolhida foi a **C02**, a referência para a relação entre o vapor e o carbono no sistema. Essa relação deve ser mantida em equilíbrio, segundo a

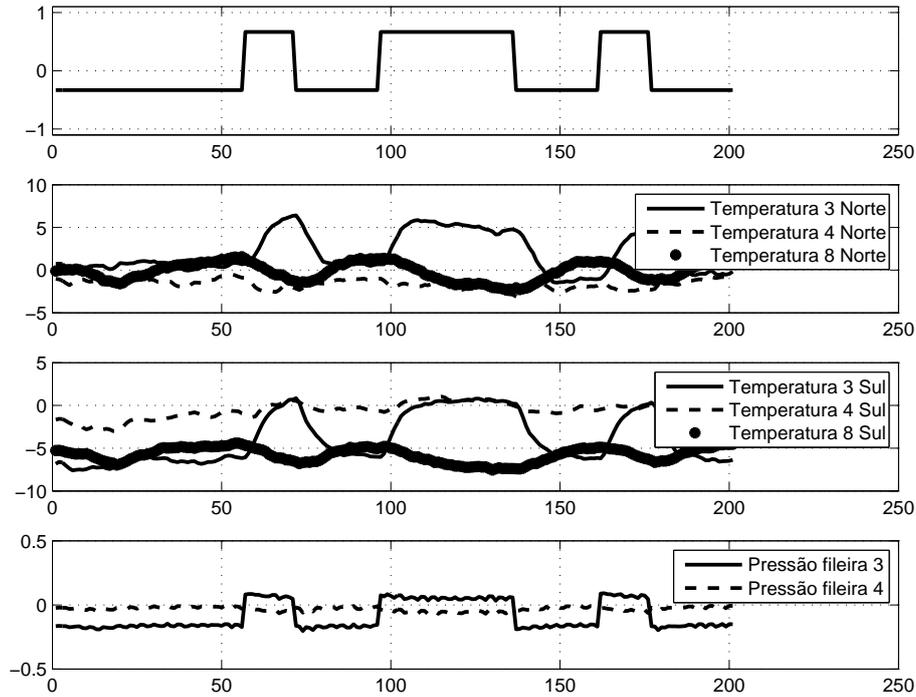
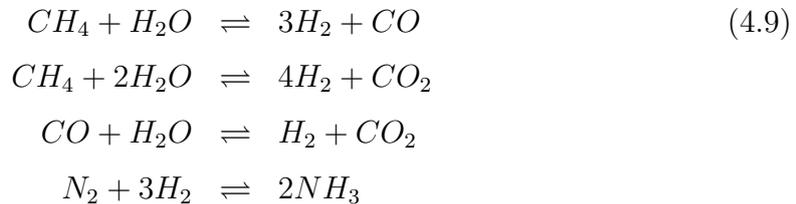


Figura 4.31: Resultados do pré-teste da **V03** para Reforma Primária

equação estequiométrica 4.9, retirada de WITTCOFF *et al.* (2004)



Essa relação tem grande influência na produção de amônia pela Reforma Primária, uma vez que ela atua diretamente modificando a direção das reações. Foram escolhidas duas variáveis de saída para este caso, a temperatura da harpa 3 norte, onde havia um efeito esperado inversamente proporcional, e a temperatura de entrada dos gases de combustão em um trocador de calor para integração energética, onde não se esperava nenhum efeito, porém ficou evidente sua existência após os experimentos. Esse segundo exemplo mostra claramente que embora a participação subjetiva da equipe de operação e acompanhamento seja importante para a modelagem, o fator mais importante para uma identificação bem-sucedida ainda são dados confiáveis e gerados de forma correta.

Na Figura 4.32 pode ser visto o teste o sinal aplicado para o pré-teste, em conjunto com as medidas das variáveis de saída de interesse. Durante os testes, devido a um descuido operacional, um dos degraus foi aplicado com a amplitude diferente da

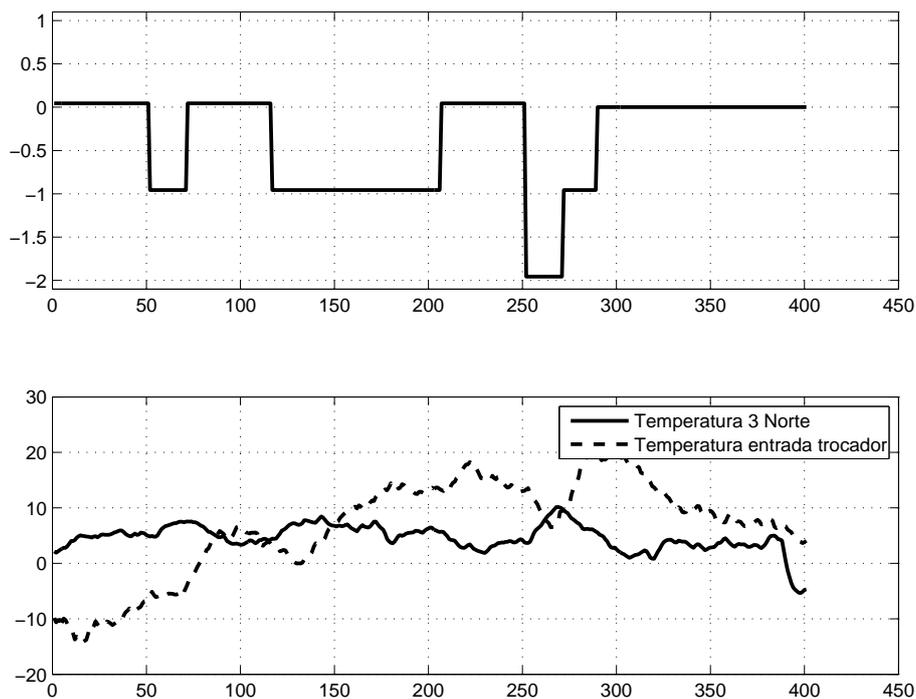


Figura 4.32: Resultados do pré-teste da **C02** para Reforma Primária

planejada na amostra 250, sendo depois corrigido para o patamar adequado próximos aos 290 minutos de teste. Como este incidente ocorreu durante um dos degraus mais curtos e a amplitude maior do que a previamente definida, considerou-se que este incidente não teria efeitos prejudiciais na identificação.

Modelos iniciais

Na Figura 4.33 pode-se ver o modelo inicial obtido com os dados de pré-teste para a variável V03, enquanto na Figura 4.34 está representada a comparação entre as respostas medidas e as estimadas por estes modelos. Analisando os modelos, observa-se que estes seguiram as direções esperadas, e foram considerados bons o suficiente para fazer a estimativa. A resposta estimada se aproximou bastante da medida, sendo a amplitude da variação comparável em ambos, o que indica que os ganhos devem estar próximos do real. Estes modelos ficaram bons, considerando os poucos dados utilizados, o que indica que o teste deve ter sido executado sem problemas e sem perturbações externas significativas.

Na Figura 4.35 estão representados os modelos iniciais obtidos com os dados de pré-teste para a variável C02, e na Figura 4.34 pode ser vista a comparação entre as respostas medida e as estimadas através destes modelos.

Os modelos obtidos são condizentes com o maior tempo de resposta esperado para essa variável. O modelo inicial entre a variável **C02** e a temperatura da Harpa 3 possui um tempo de assentamento de 93 minutos, enquanto para a temperatura

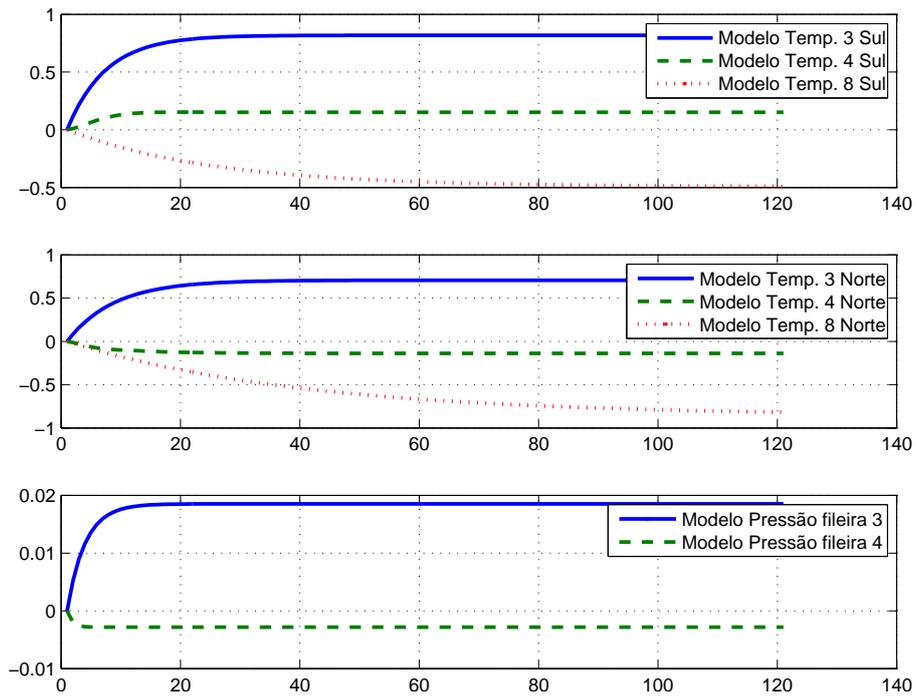


Figura 4.33: Modelo inicial para **V03** da Reforma Primária.

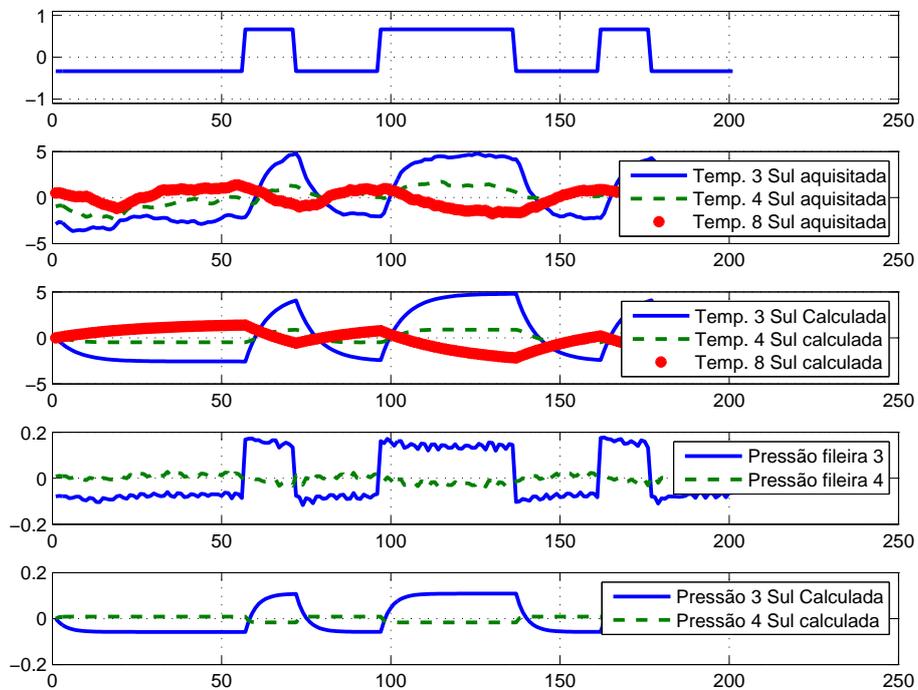


Figura 4.34: Comparação dos sinais medidos e estimados com modelo inicial da **V03** para Reforma Primária.

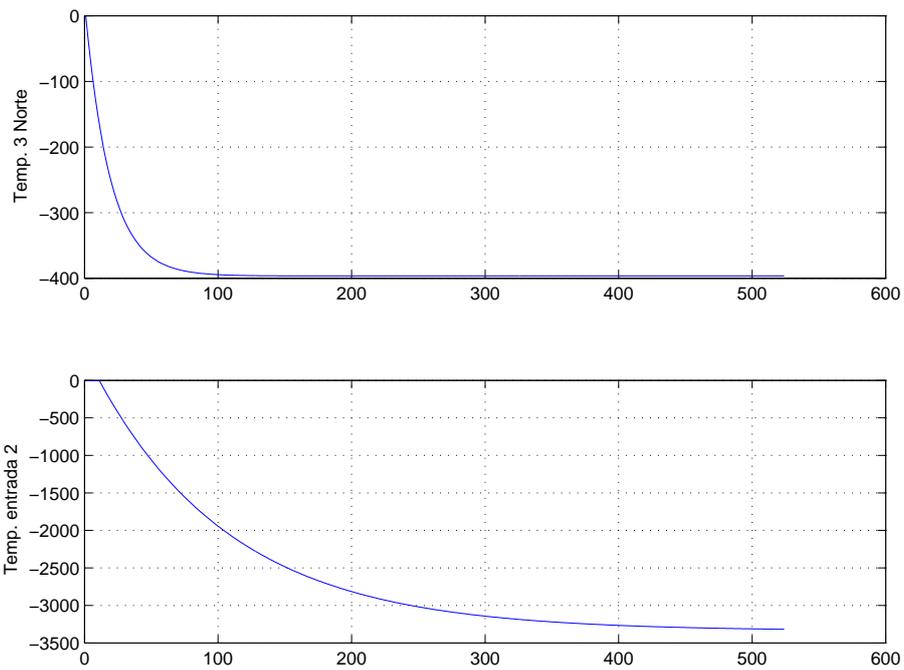


Figura 4.35: Modelo inicial para **C02** da Reforma Primária.

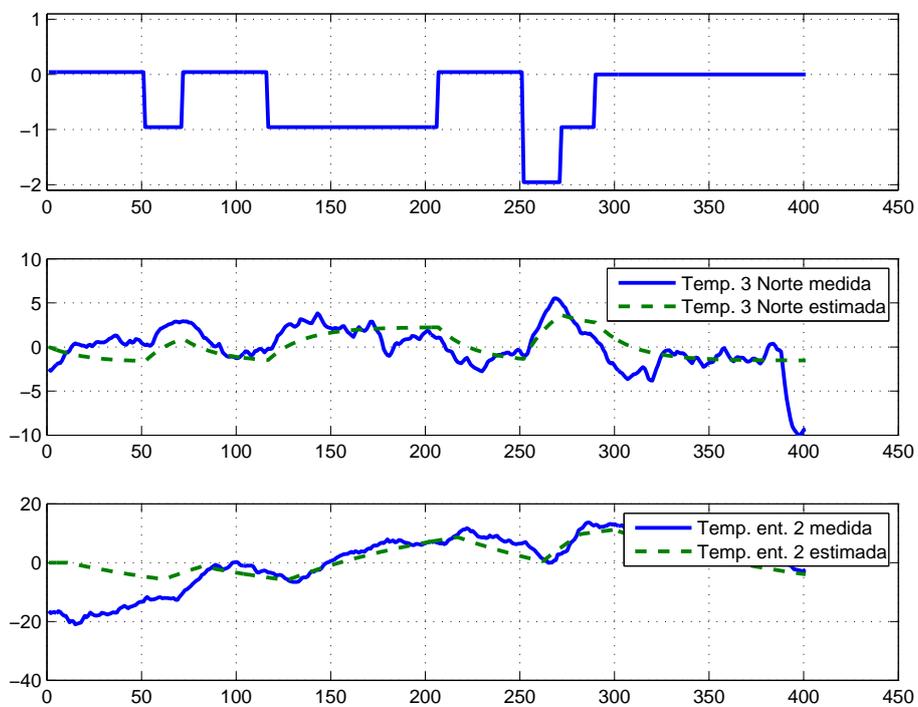


Figura 4.36: Comparação dos sinais medidos e estimados com modelo inicial da **C02** para Reforma Primária.

da entrada do trocador de calor o comportamento se aproxima ao de um integrador, sem estabilizar. Considerando estas e as demais variáveis, foi estimado um tempo de assentamento de 120 minutos para o teste **GBN** a ser executado na próxima etapa. Ainda observando os modelos, percebe-se que eles têm ganhos consideráveis, evidenciando a existência de uma relação de causa e efeito. Comparando a resposta calculada com estes modelos e a resposta do sistema, indica-se uma boa aderência, mesmo com apenas 3 parâmetros em cada modelo. Outro fator interessante é que esse teste já indica a presença de um tempo morto de 11 minutos para a resposta na temperatura de entrada do trocador de calor.

Perturbação GBN

A próxima etapa é a geração e aplicação de um sinal **GBN** para a planta. A equipe de acompanhamento preferiu não modificar o sinal de perturbação, por entender que nenhuma variável possuía níveis críticos para as amplitudes de entradas aplicadas, sendo preferido usar o sinal original, com as amplitudes validadas nos pré-testes. Ainda assim, o modelo original foi gerado e utilizado para o acompanhamento dos testes **GBN** pela equipe de operação. Foi considerado um tempo de assentamento de 60 minutos para as variáveis rápidas e a duração do sinal utilizada foi de 12,5 vezes o tempo de assentamento. Para as variáveis lentas o tempo de assentamento considerado foi de 90 minutos, e a duração total do teste foi de 15 vezes o tempo de assentamento. Esse tempo mais elevado foi uma maneira de compensar a dificuldade esperada em se obter os modelos para estas variáveis, devido à influência de uma perturbação medida durante os testes, a razão entre ar e gás metano no processo.

O modelo inicial foi utilizado para criar uma expectativa das respostas que seriam observadas durante o experimento e como uma ferramenta de apoio para a equipe de operação, que o considerou de muito valor. Os experimentos com sinal **GBN** foram aplicados na planta nos dias 17 e 18 de maio de 2011. Devido a problemas externos, o experimento para as variáveis rápidas teve que ser reduzido, sendo aplicado durante aproximadamente 10 horas, o equivalente a 10 vezes o tempo de assentamento estimado. Avaliou-se o teste como bem sucedido, não sendo necessário um novo experimento. As respostas obtidas durante os testes, assim como os sinais aplicados podem ser vistas nas Figuras 4.37 e 4.38.

Embora o sinal **GBN** aumente a variância da saída em comparação à operação normal do sistema, ele causa picos curtos, que são geralmente filtrados pela própria dinâmica do processo, sem impactos mais graves adiante. Isto reflete em um experimento menos custoso que o tradicional, pois não afeta tanto a produção e a vida útil dos demais equipamentos. Nota-se também um ruído de alta frequência nas medidas da pressão e da temperatura de entrada do trocador de calor, que foi associado a algum problema operacional dos sensores.

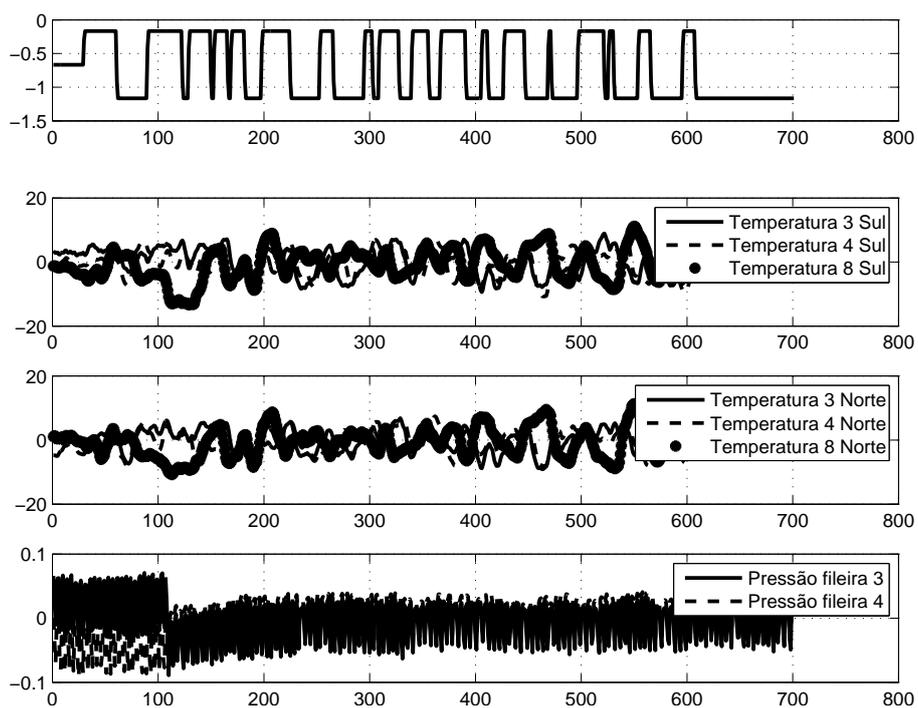


Figura 4.37: Sinal GBN aplicado na variável V03 para identificação da Reforma Primária.

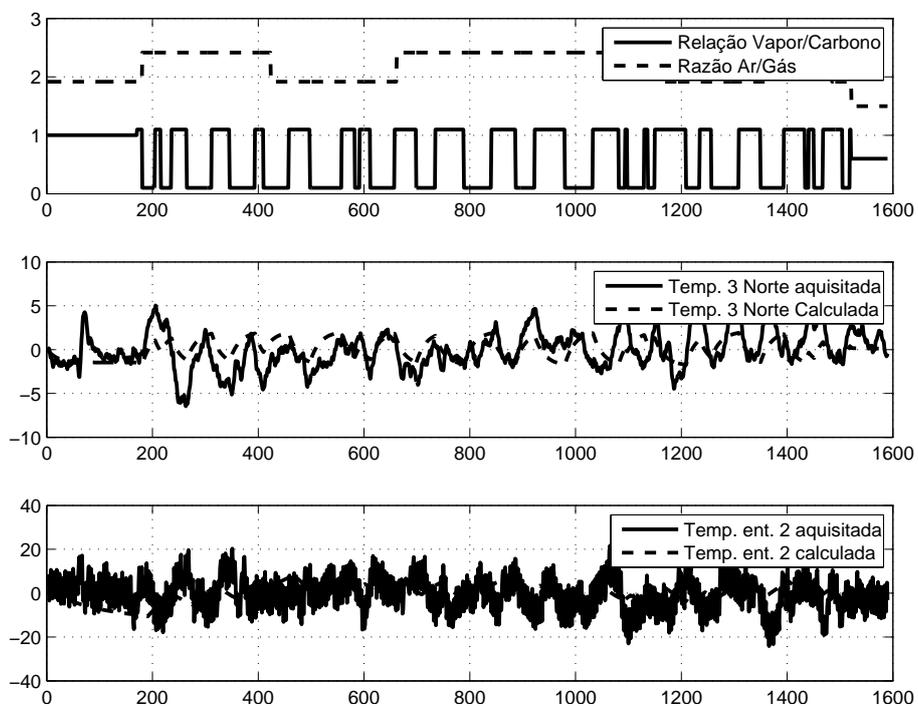


Figura 4.38: Sinal GBN aplicado na variável C02 para identificação da Reforma Primária.

Modelos Finais

Utilizando estes dados foi possível seguir adiante as etapas de construção e verificação dos modelos. Essa etapa foi executada como um processo iterativo, com diversos participantes, mais especificamente a equipe responsável pela implantação do controle avançado na unidade, que possuía vasta experiência prática em identificação e algum conhecimento do processo em questão, engenheiros de otimização da unidade, que conheciam bem o comportamento esperado de cada variável, além do autor desta dissertação. Este processo inteiro demorou aproximadamente quatro semanas, considerando o tempo necessário para construção dos modelos pela metodologia tradicional.

Os resultados finais para a **V03** obtidos com a metodologia proposta e com os testes tradicionais podem ser vistos na Figura 4.39. Como fica claro, as duas metodologias obtiveram resultados bem semelhantes, sendo a diferença mais evidente na quarta harpa. Analisando as respostas modelos estimadas com os modelos gerados por ambas as metodologias e comparando com os dados de teste, ficou evidenciada a relação entre a entrada e a saída possuía uma característica não linear, coerente com o processo. Como os modelos utilizados no Controlador Preditivo eram lineares, foi optado não aproveitar esta relação, de forma que esse modelo foi considerado nulo. Este tipo de estudo faz parte da metodologia proposta, e é umas das vantagens de se executar testes de diferentes formatos em diferentes momentos. Ademais, ambas as metodologias obtiveram modelos semelhantes. Em casos de diferenças dos modelos, aqueles obtidos pela metodologia proposta foram considerados mais aderentes à realidade.

Os modelos finais para a entrada **C02** estão representados na Figura 4.40, para as duas abordagens utilizadas. Notam-se comportamentos dinâmicos obtidos com as duas metodologias foram semelhantes, inclusive com os dois métodos percebendo uma resposta inversa para a temperatura de entrada do trocador de calor e o zero na origem para a harpa 3, com o ganho final tendendo a zero. Devido à falta de explicação no processo para o comportamento da temperatura da entrada do integrador, foi decidido delimitar um ganho máximo para o modelo final utilizado, considerando que a variável estabilizava em 60 minutos.

Nas Figuras 4.41 e 4.42, são representados os valores calculados com os modelos obtidos pela abordagem tradicional e pela metodologia proposta neste trabalho. Para evitar perda de informação nos cálculos com os modelos gerados pela metodologia tradicional, utilizou-se o programa proprietário empregado pela equipe de implantação, sendo os modelos gerados pela metodologia proposta neste trabalho importados através de uma funcionalidade própria.

Para os modelos com a abertura da válvula do trocador (**V03**), pode-se ver

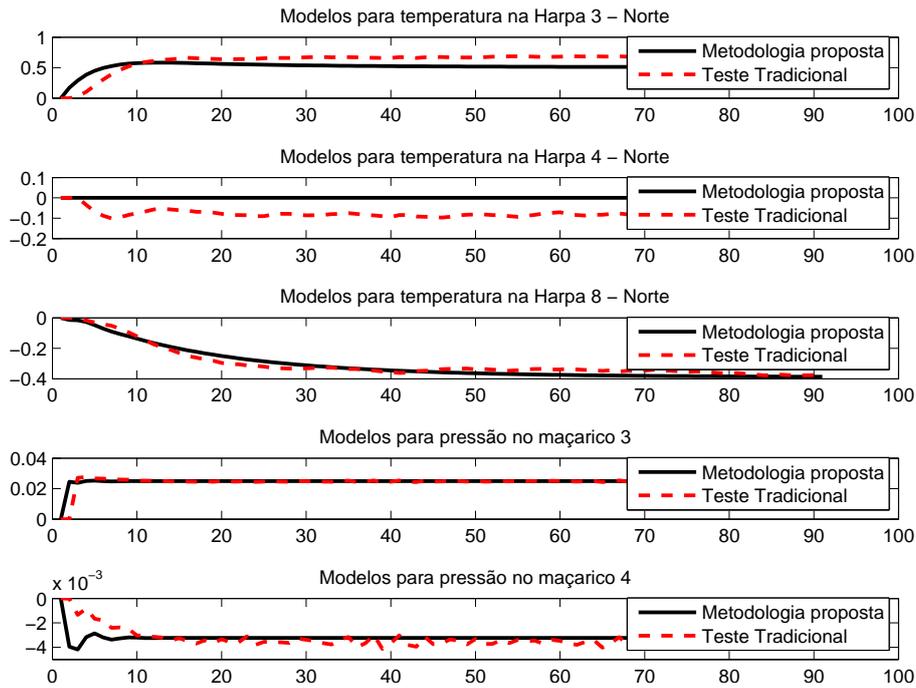


Figura 4.39: Comparativo entre os modelos obtidos com a metodologia proposta e a tradicional na variável **V03** da Reforma Primária.

que ambas as metodologias obtiveram modelos com graus compatíveis de aderência à realidade experimental, excetuando um pequeno bias, que, para Controladores Preditivos, não é prejudicial, devido à sua realimentação. Outro fator importante, que favorece a abordagem tradicional, é que os dados de validação apresentados foram os utilizados na abordagem tradicional, e são um conjunto independente para a metodologia proposta, não havendo a possibilidade de *overfit*.

Observando os resultados apresentados na Figura 4.42, fica claro que a metodologia proposta foi capaz de obter modelos de qualidade compatível com os obtidos com a metodologia tradicional. Para a temperatura da entrada 2 do trocador de calor, o modelo obtido com a metodologia nova mostrou-se menos reativo, e na interpretação do autor, foi capaz de filtrar melhor os ruídos de medição, não modelando as características estocásticas que não são interessantes para o controlador. Na temperatura norte da harpa 3, ambos os modelos foram muito parecidos entre si e com os dados medidos, dando a entender que os modelos foram fidedignos à realidade. Mais uma vez, vale ressaltar que os dados de validação apresentados foram os gerados pela abordagem tradicional de perturbação, e são um conjunto independente para a metodologia proposta, não havendo a possibilidade de *overfit*.

Outra ferramenta utilizada durante a modelagem e que foi considerada benéfica para sistemas com um número elevado de entradas e saídas foi construir uma tabela com os ganhos estáticos obtidos. Essa ferramenta auxilia a análise dos modelos, especialmente para teste multivariável, e ainda torna-se um artefato útil para a

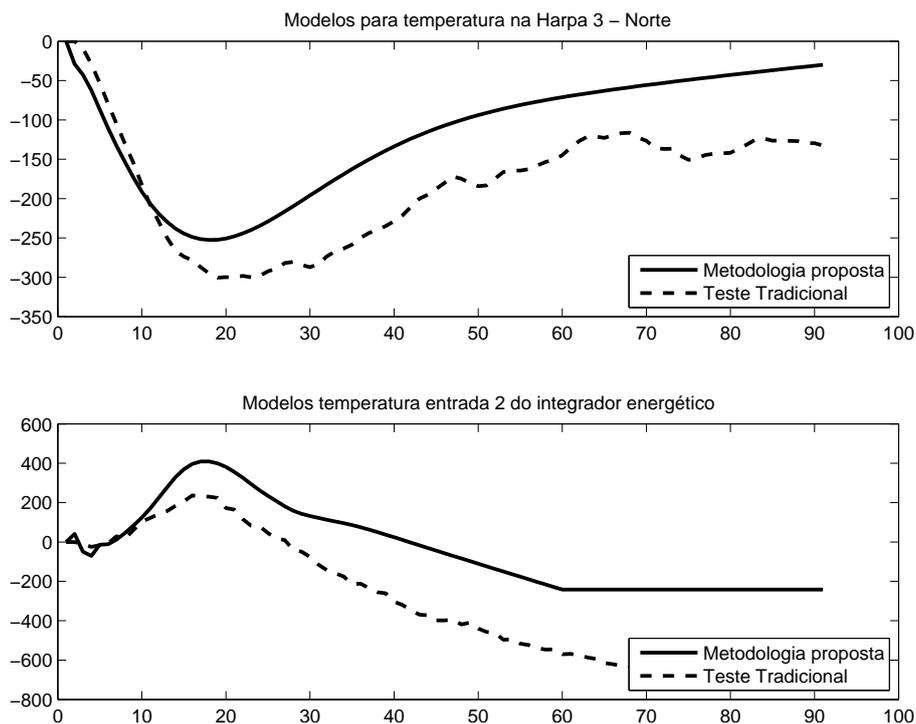


Figura 4.40: Comparativo entre os modelos obtidos com a metodologia proposta e a tradicional na variável **C02** da Reforma Primária

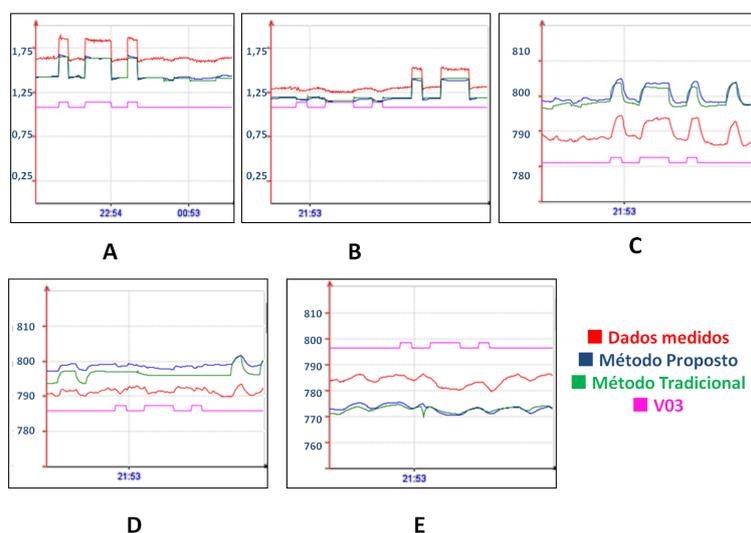


Figura 4.41: Comparativo entre os modelos obtidos com a metodologia proposta e a tradicional na variável **V03** da Reforma Primária com dados de validação. **A** - Pressão queimador 3, **B** Pressão queimador 4, **C** Temperatura harpa 3 Norte, **D** Temperatura harpa 4 Norte e **E** Temperatura harpa 8 Norte

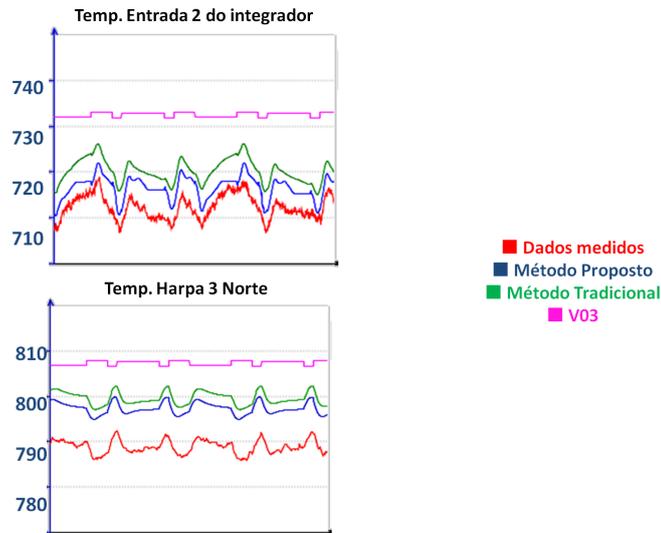


Figura 4.42: Comparativo entre os modelos obtidos com a metodologia proposta e a tradicional na variável **C02** da Reforma Primária com dados de validação.

equipe de operação durante a implantação e utilização do controle preditivo.

Finalmente, nas Tabelas 1, 2 e 3 do Anexo 5.1, pode-se ver as notas atribuídas pela equipe de modelagem a cada um dos modelos gerados pela abordagem proposta. A nota foi atribuída de forma subjetiva, pela equipe responsável pela identificação deste sistema. O objetivo desta avaliação era registrar qual é a qualidade percebida dos modelos, para identificar casos onde uma nova perturbação é necessária. Assim é possível se detectar problemas sistêmicos, como perturbações externas durante as perturbações. Como critério para seleção destas notas foi adotado uma escala de 1 a 10, sendo acima de 6 considerado um bom modelo, entre 6 e 4 um modelo mediano, e abaixo de 4 um modelo inadequado, sendo a nota 0 reservada a modelos nulos, não se referindo à qualidade do mesmo. No fim, a conclusão foi que os modelos gerados através da metodologia proposta eram melhores ou iguais aos obtidos utilizando a metodologia tradicional. Obteve-se uma nota média de 8,5, incluindo modelos com nota baixa devido a outros fatores, como problemas de aquisição e perturbações externas, e excluindo os modelos nulos.

4.2.2 Unidade de Produção de Amônia

Depois de obtidos os modelos para a Reforma Primária, a metodologia foi utilizada no resto do processo de produção de amônia. Este sistema original que se buscava modelar era composto de 23 variáveis de entrada, 4 perturbações medidas, mas

não excitáveis e 113 variáveis de saída, sendo originalmente 2712 modelos. Com o decorrer das etapas de identificação e verificação, notou-se que este sistema poderia ser reduzido, de forma que a versão final, atualmente sendo utilizado pelo controlador na planta, é composta de 23 entradas, 3 perturbações não manipuláveis e 76 saídas, em um total de 1748 modelos. Dentro dessas 23 entradas, 5 variáveis já haviam sido testadas durante a identificação da Reforma Primária, porém novos experimentos foram realizados para obter os modelos com saídas não mapeadas anteriormente e como forma de validar os resultados obtidos anteriormente, uma vez que entre as duas intervenções na planta a mesma passou por uma parada de manutenção.

Como a metodologia foi considerada já validada e confiável pelas equipes de acompanhamento e implantação, e devido às dimensões do controlador, não foi tida como necessário a realização da identificação pela metodologia tradicional de perturbação com degraus. Desta forma, não foi possível obter dados para comparação dos resultados obtidos, como foi feito na Reforma Primária.

Neste trabalho são apresentados apenas alguns modelos considerados mais relevantes. As entradas foco da atenção são a relação entre ar e gás no processo, de grande importância para eficiência e estabilidade do mesmo (**C01**), a temperatura de saída do forno de *shift* (**TG1**), e a vazão de carga de gás natural da unidade (**FA1**).

A variável **TG1** controla a temperatura de saída do forno, e espera-se que a reação de queima de metano para formação de hidrogênio, por ser endotérmica, aumente a severidade diretamente com o aumento da temperatura do forno. Essa variável é a referência da malha global de temperatura, enquanto as temperaturas das harpas vistas na seção 4.2.1 descrevem a dispersão da temperatura dentro do forno. Para se analisar os modelos obtidos desta variável é observado o teor de metano na saída da Reforma Primária (**OC01**),

A vazão de gás natural da unidade (**FA1**) é outra variável de grande impacto no processo por completo. Esta variável dita quanto de metano é admitido na unidade, e conseqüentemente, poderá ser transformado em hidrogênio e finalmente em Amônia. Das 76 variáveis de saídas consideradas no projeto final, foi observada uma relação direta com a **FA1** para mais de 80%. Para se avaliar os resultados da identificação é observada a produção de amônia no final do processo (**FP01**), uma das variáveis de maior importância para o controlador, uma vez que a amônia é o produto final do processo em foco, e deseja-se aumentar a produção.

Finalmente a razão entre ar e gás (**C01**) é considerada mais uma vez para este sistema. Enquanto na Reforma Primária esta variável foi considerada uma perturbação, por ter sido avaliado que ela não deveria ser utilizada para atuação pelo controlador, para o controle avançado Global da produção da amônia essa é uma variável de extrema importância, sendo utilizada pelo controlador para otimização

e controle do processo. Esta variável está diretamente relacionada à razão de hidrogênio e nitrogênio no processo, que podem estagnar ou descontrolar a reação, e foram consideradas como restrições operacionais. As variáveis de saída observadas são a razão medida em dois pontos distintos no processo (**OC03**, **OC04**). Um fluxograma simplificado do processo pode ser visto na Figura 4.43, com as variáveis apresentadas neste trabalho devidamente indicadas.

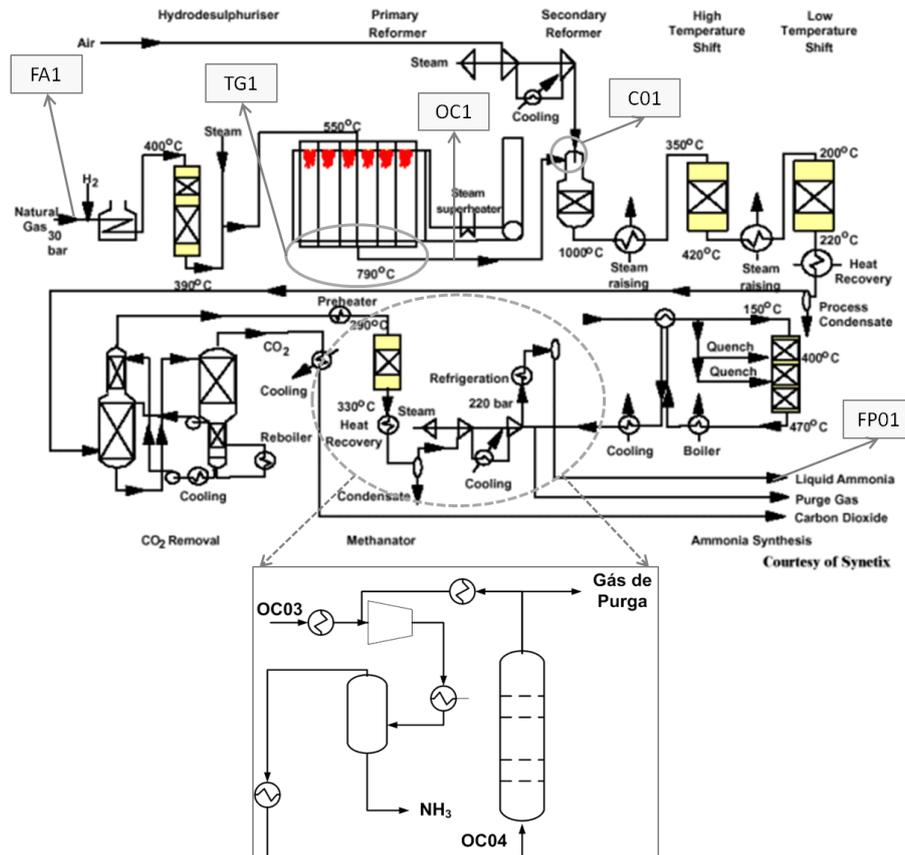


Figura 4.43: Fluxograma de produção de amônia AGARWAL (2010) simplificado e adaptado com as variáveis de interesse indicadas.

Pré-teste

Nas Figuras 4.44 e 4.45 podem ser vistos os resultados obtidos no pré-teste para as variáveis aqui **TG1** e **FA1**, assim como as respostas nas saídas de interesse descritas previamente. Como a variável **C01** já tinha sido avaliada durante a identificação da Reforma Primária, julgou-se desnecessária essa etapa para esta variável. Observando as respostas, concluiu-se que os pré-testes cumpriram o seu objetivo, uma vez que a amplitude da perturbação pareceu ser suficiente para o sistema apresentar uma resposta clara.

Para a medida do teor de metano na saída da reforma, percebe-se um problema muito comum em medidas de composições. O sensor para medição é um analisa-

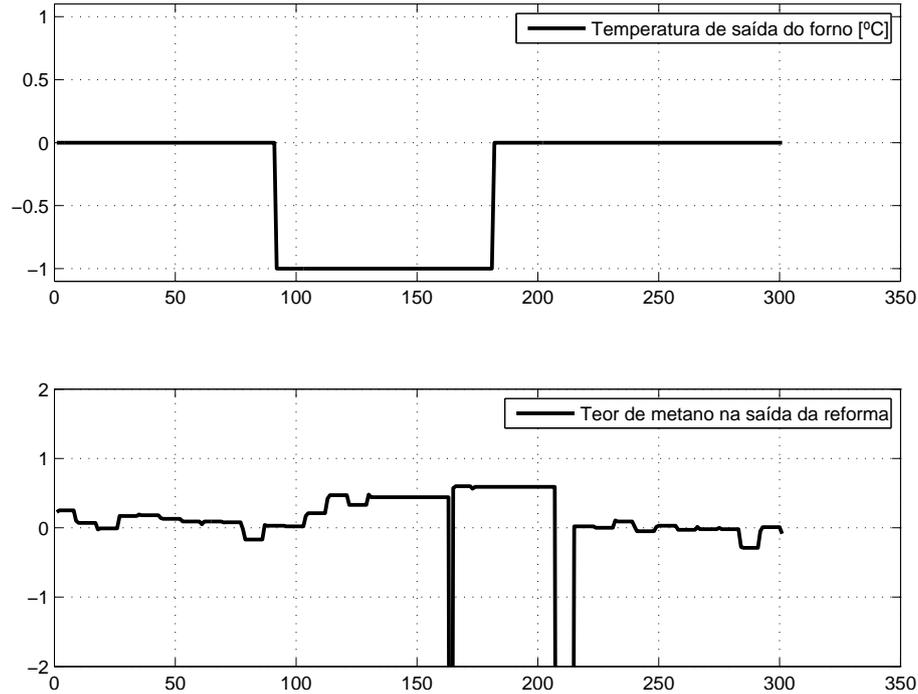


Figura 4.44: Resultados do pré-teste da **TG1** para unidade de produção de amônia.

dor em linha, que fornece dados com uma frequência muito abaixo da desejada (1 amostra a cada 8 minutos). De acordo com ASTRÖM e WITTENMARK (1997), a frequência de amostragem deve ser entre 10 e 30 vezes a frequência máxima desejada, enquanto ZHU (2001) recomendada que esta seja pelo menos 10 vezes a maior frequência que se deseja considerar para o sistema. Durante os teste foram discutidas as implicações nos modelos obtidos, e a possibilidade de se conseguir uma análise mais rápida, todavia isso não foi possível devido ao custo envolvido em se obter um equipamento para operação em linha que atendesse essa demanda. Outro ponto negativo observado nas medidas foi a presença de dados espúrios, que podem ser vistos no teor de metano na Figura 4.44, na proximidade dos intervalos 160 e 210. Estes eventos se repetiram com alguma frequência durante os experimentos, e foram relatados como comuns pela equipe de operação. Neste caso, para a estimação de parâmetros foi decidido repetir o valor do ponto anterior.

Na vazão de amônia nota-se uma grande variabilidade da medida, da qual não foi possível se atribuir nenhuma causa raiz, e foi considerado pela equipe de acompanhamento e operação como normal para o processo. Ainda assim, foi considerado como claro o efeito do teste na vazão de produção.

Teste Degrau

Uma vez estabelecidas as amplitudes dos degraus e verificado que o processo de identificação foi bem compreendido pela equipe de operação que irá executar os

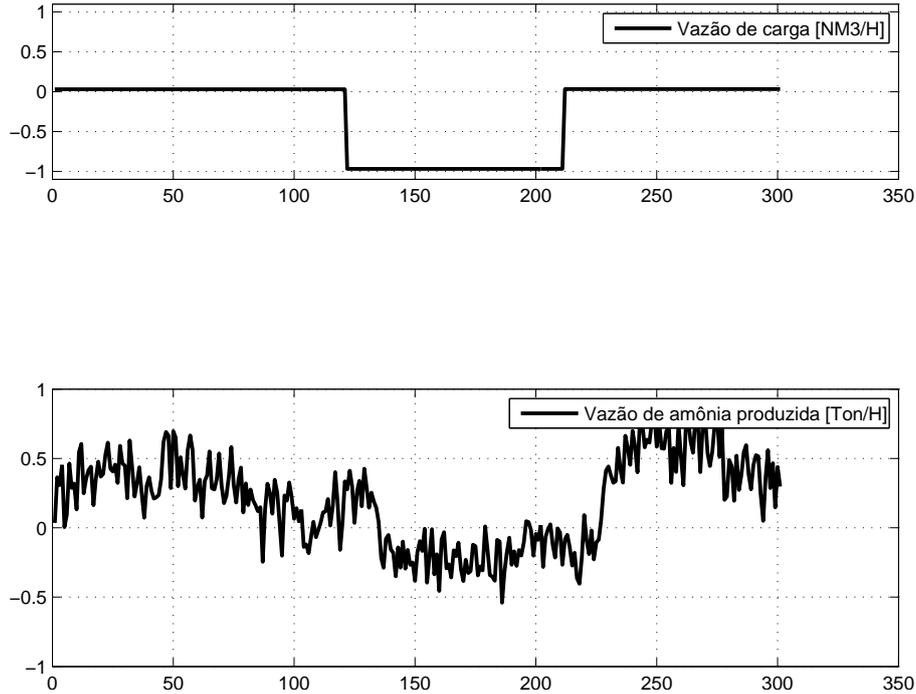


Figura 4.45: Resultados do pré-teste da **FA1** para unidade de produção de amônia.

experimentos, foram executados os testes degrau. Como nesta etapa os degraus foram executados manualmente pelos operadores do controle supervisão do processo, e não através de um sistema automático, a ordem das perturbações não foi aleatorizada, para facilitar a execução e assim reduzir o risco de problemas nesta etapa.

Nas Figuras 4.46, 4.47 e 4.48 estão representados os experimentos degrau para as variáveis em foco. Mais uma vez a questão da amostragem por parte dos analisadores em linha está presente, conforme discutido anteriormente. Outro fator observado foi um comportamento inesperado da vazão de amônia produzida entre o primeiro e o segundo degrau da vazão de carga. Todavia foi considerado ainda muito cedo no processo para poder afirmar se isto poderia ser atribuído ao degrau ou devido a algum fator externo. Como este comportamento foi observado em apenas um dos degraus aplicados, foi considerado que essa resposta tenha origem em um fator externo, e que a massa de dados gerada nos experimentos ainda seria o suficiente para validação posterior.

Apenas através da observação destes gráficos percebeu-se alguns modelos claros, como por exemplo entre a razão ar/gás e a segunda medida da razão de H/N e alguns não tão óbvios, como entre a temperatura da saída do forno e o teor de metano no fim da Reforma Primária. Ainda assim, o experimento foi considerado bem sucedido, e que cumpriu o seu papel, permitindo que o processo de identificação prosseguisse para a próxima etapa.

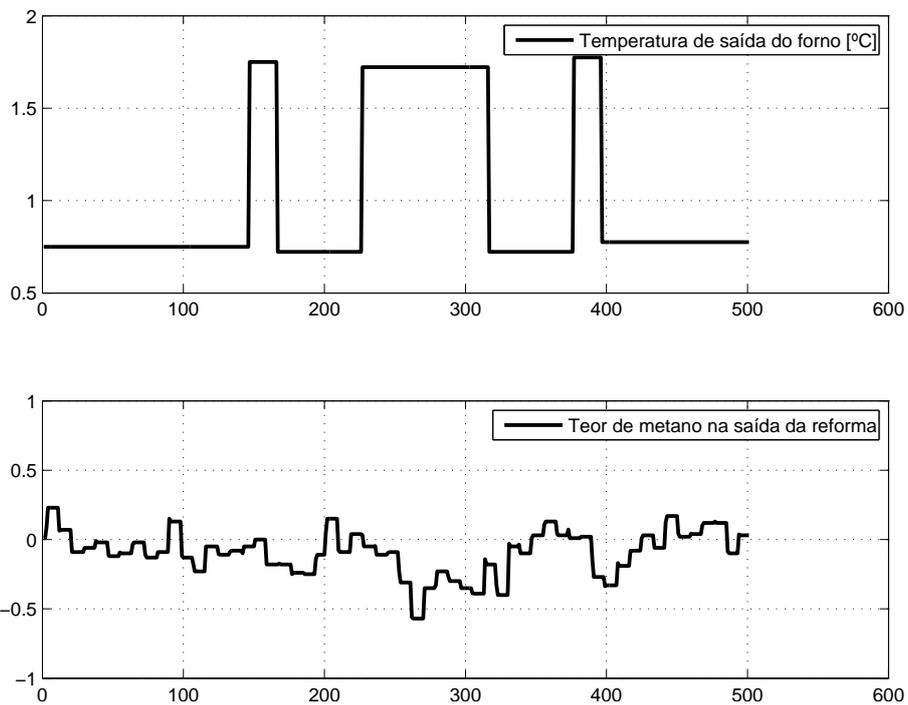


Figura 4.46: Resultados do teste da **TG1** para unidade de produção de amônia.

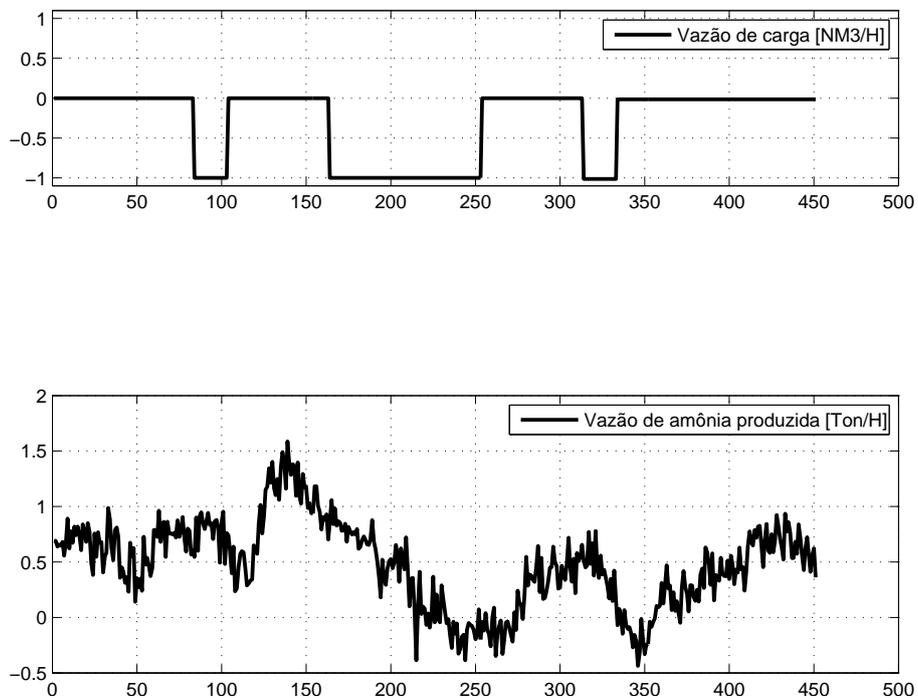


Figura 4.47: Resultados do teste da **FA1** para unidade de produção de amônia.

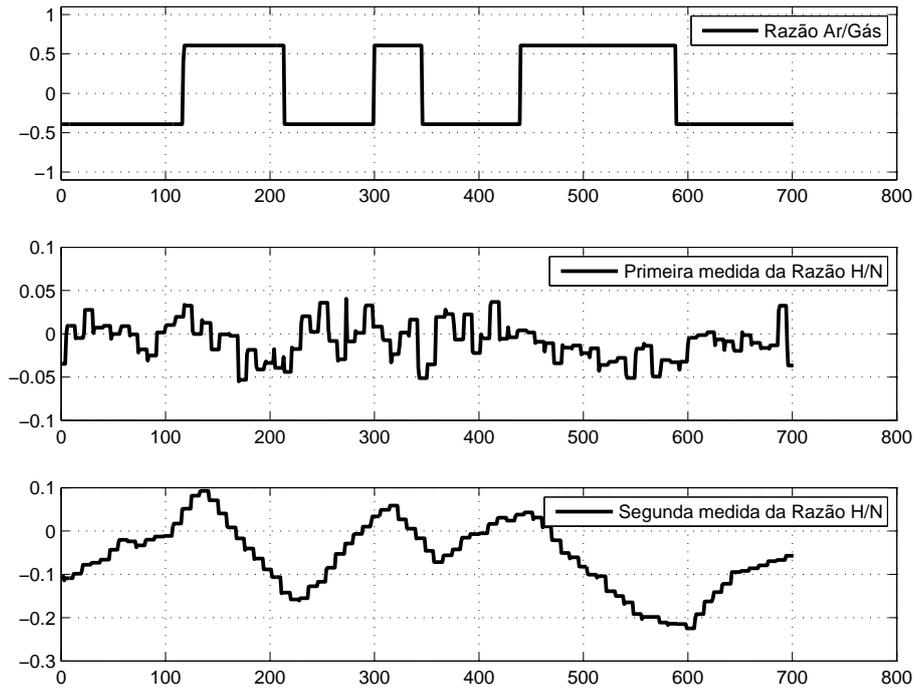


Figura 4.48: Resultados do teste da **C01** para unidade de produção de amônia

Modelo Inicial

Utilizando os dados obtidos durante os testes degraus, foram gerados os modelos iniciais para o processo, expostos nas Figuras 4.49 e 4.50. Embora a produção de amônia seja um dos modelos mais importantes para o controle avançado, ele não é uma variável que precise de monitoramento durante os testes, pois é de pouco impacto operacional. Sendo assim, não foi gerado um modelo inicial para ela.

Os modelos obtidos nesta fase ficaram dentro do esperado em termos de amplitude e direção. Todavia, olhando a comparação das medidas com os calculados para validação, como ilustra as Figuras 4.51 e 4.52, fica claro que ainda não há dados o suficiente para se afirmar se os modelos estão retratando bem a realidade ou não. No caso da segunda medida da razão H/N, a saída parece se comportar como um integrador, comportamento que não foi bem capturado neste modelo inicial. Ainda assim, a etapa forneceu modelos que aparentaram ser confiáveis o suficiente para servirem de guia para a geração do sinal **GBN**.

Projeto do Sinal GBN

Devido ao grande número de variáveis envolvidas na identificação deste processo, mais uma vez foi optado por executar três experimentos, divididos em grupo denominados **A**, **B** e **C**, com 8, 7 e 8 variáveis respectivamente. As variáveis escolhidas para a análise neste trabalho estão distribuídas nos três grupos, estando **C01** no grupo **A**, **FA1** no grupo **B** e **TG1** no grupo **C**. A decisão de qual variável parti-

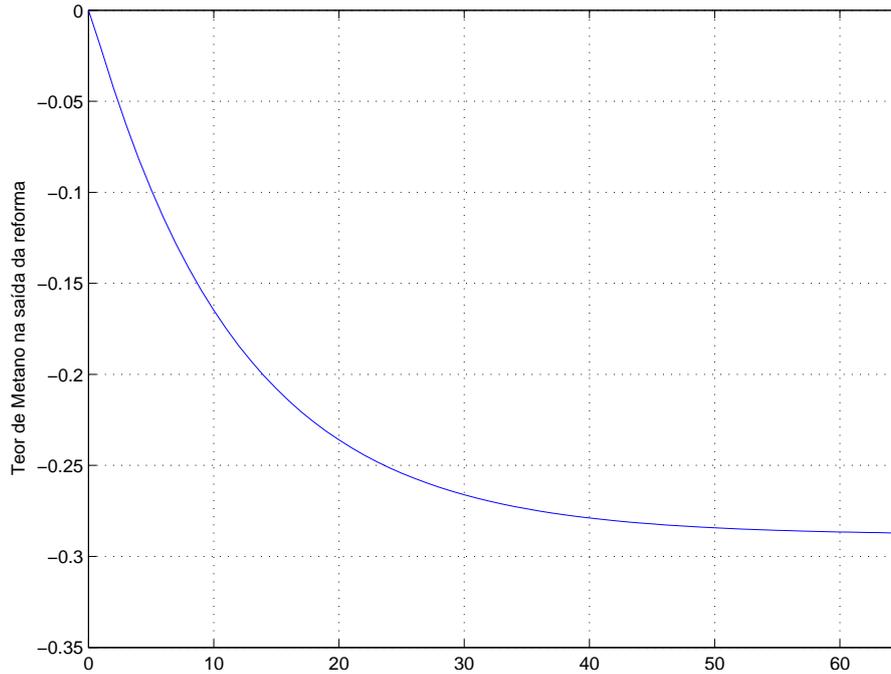


Figura 4.49: Modelo inicial para **TG1** da unidade de produção de amônia.

ciparia de cada grupo foi pela equipe de acompanhamento e operação da unidade, tentando evitar alguns agrupamentos que poderiam causar riscos à segurança da operação, como as variáveis **C01** e **C02**. Baseado nos resultados obtidos no teste degrau, foi considerado como o tempo de assentamento da planta 90 minutos, e a duração total do teste foi de 13 vezes o tempo de assentamento. Para a probabilidade p do sinal **GBN** não trocar de nível foi utilizado o valor de 0,98.

Como este experimento envolveria variáveis mais críticas à operação do sistema, foi decidido utilizar limites de segurança em duas variáveis, **OC03** e **OC04**. Os limites inferiores utilizados para estas variáveis, de acordo com o especificado pelas equipes de acompanhamento e operação da planta foi de 2,95 e os limites superiores foram de 3,15 e 3,33, respectivamente. Conforme a metodologia proposta, estes limites foram utilizados para gerar o sinal **GBN** que seria aplicado, e as simulações das respostas esperadas podem ser vistas nas Figuras 4.53, 4.54 e 4.55.

Observando as respostas simuladas geradas, percebe-se que foi possível evitar que as variáveis críticas saíssem dos níveis especificados na maior parte do tempo. A única exceção foi para o grupo **A**, que de acordo com a simulação violaria os limites duas ocasiões. Após discutir os resultados da simulação com as equipes de operação e acompanhamento da unidade, chegou-se à conclusão que considerando a duração e a amplitude da violação, associado com o fato que durante a maior parte do experimento o nível esperado ficaria dentro do limiar estipulado, foi considerado que este experimento ainda estava dentro do aceitável.

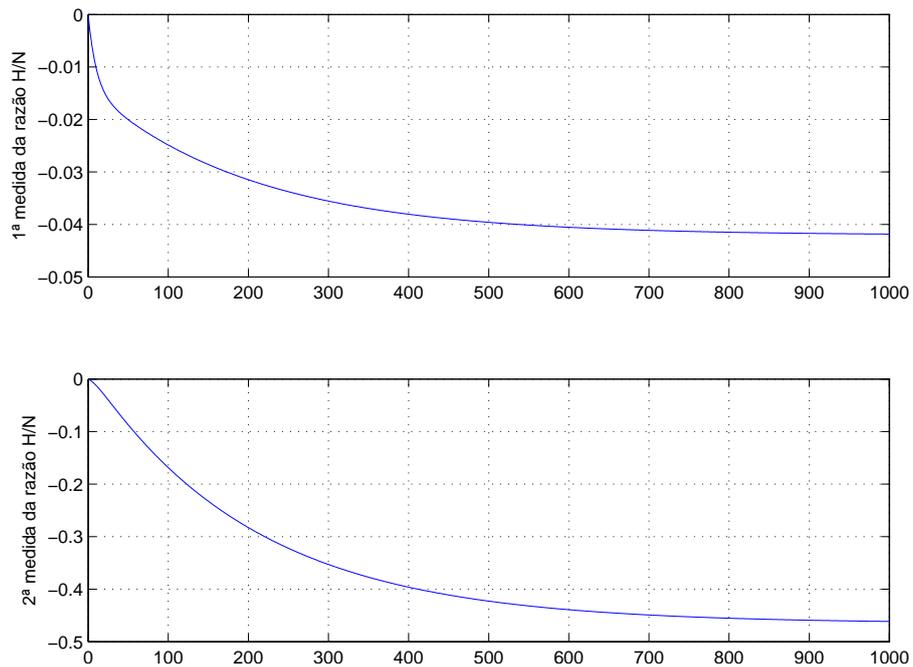


Figura 4.50: Modelo inicial para **C01** da unidade de produção de amônia.

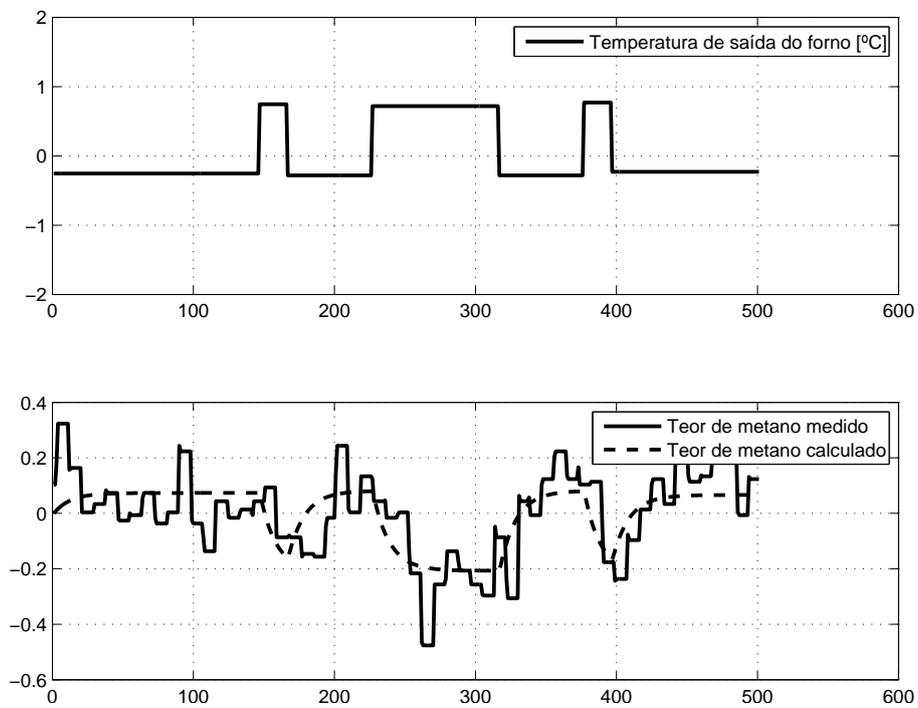


Figura 4.51: Comparação dos sinais medidos e calculados com modelo inicial da **TG1** para unidade de produção de amônia.

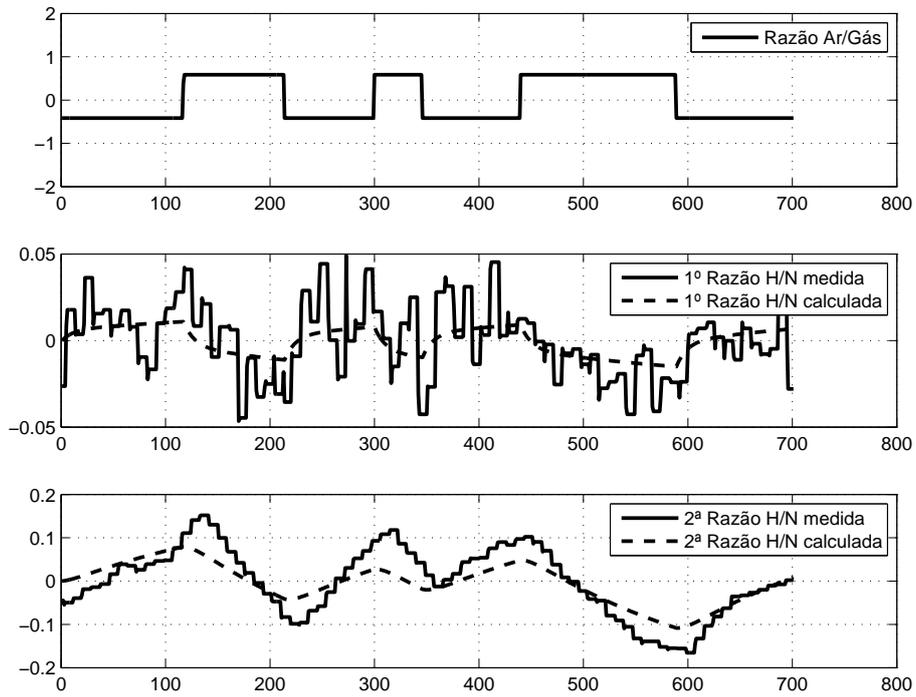


Figura 4.52: Comparação dos sinais medidos e calculados com modelo inicial da **C01** para unidade de produção de amônia.

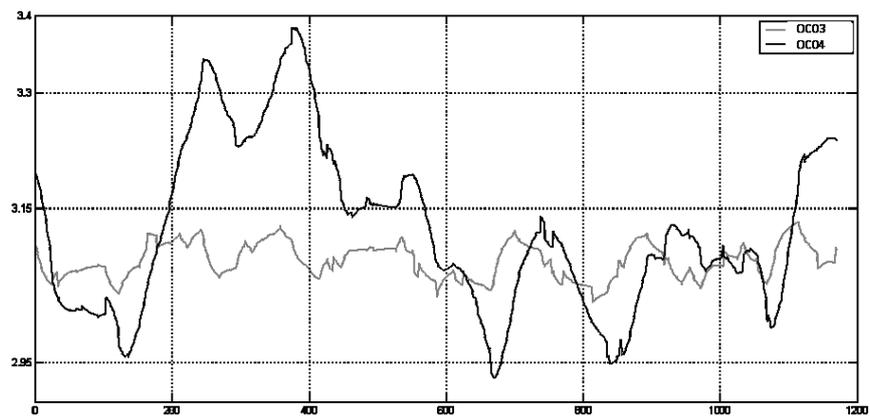


Figura 4.53: Resultado simulado do sinal GBN modificado utilizado para o grupo **A** para unidade de produção de amônia nas variáveis **OC03** e **OC04**.

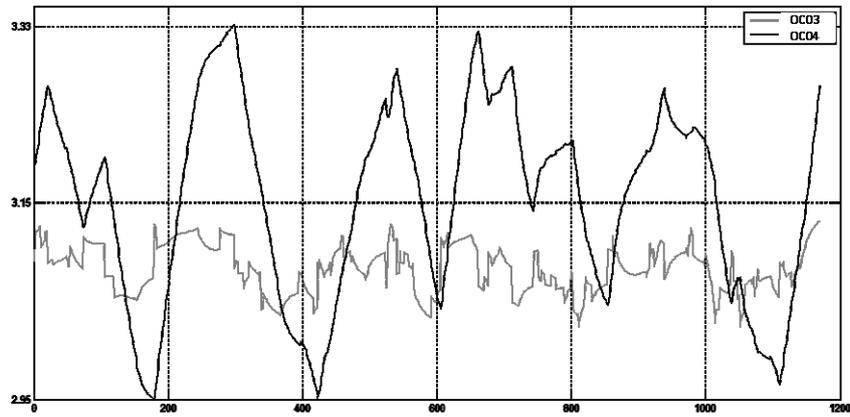


Figura 4.54: Resultado simulado do sinal GBN modificado utilizado para o grupo **B** para unidade de produção de amônia nas variáveis **OC03** e **OC04**.

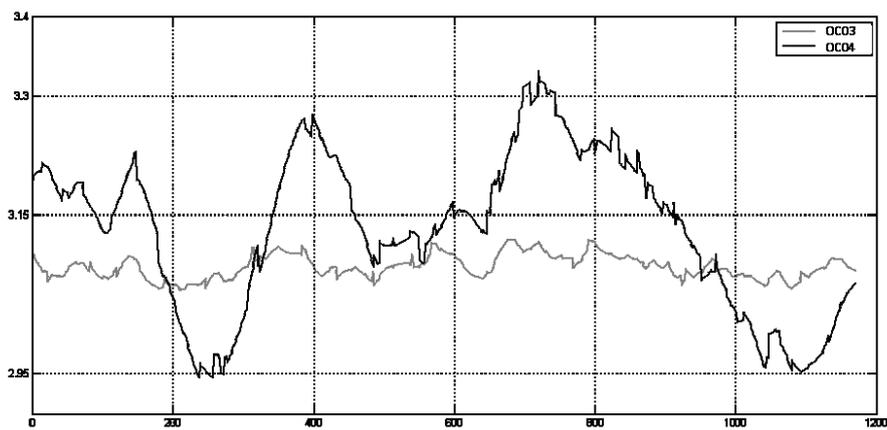


Figura 4.55: Resultado simulado do sinal GBN modificado utilizado para o grupo **C** para unidade de produção de amônia nas variáveis **OC03** e **OC04**.

Perturbação GBN

O sinal **GBN** projetado foi aplicado ao processo em três experimentos, durante os dias 23 e 26 de agosto de 2011. Durante o experimento relativo ao grupo **B**, houve um problema com o sistema responsável em comunicar os valores das entradas para o processo, o que acarretou em todas as variáveis permanecerem no mesmo valor durante 360 minutos. Essa situação modificou a distribuição de energia do sinal no espectro de potência, e aumentou a correlação entre os sinais. O espectro do sinal foi avaliado e foi considerado que não afetaria o resultado final de forma que impossibilitasse a identificação. Da mesma forma o impacto nas correlações foi considerado pequeno, com o maior índice de correlação sendo 0,34, valor acima do desejado para manter as características desejadas para a identificação assintótica, porém ainda em uma faixa razoável. A decisão final foi prosseguir com os experimentos e as demais etapas da identificação, e se fossem detectados problemas nos modelos finais obtidos, seria realizado um novo experimento para este grupo.

Pode-se observar nas Figuras 4.56 4.57 e 4.58 os resultados dos experimentos nas variáveis críticas, cujas simulações foram expostas nas Figuras 4.53, 4.54 e 4.55. Comparando os resultados simulados com os obtidos nos teste reais percebe-se uma grande discrepância entre o que foi obtido com o modelo inicial e o resultado prático. Parte desta diferença pode ser atribuída à dificuldade de obter o estado inicial do sistema para a simulação, tendo esta sido feita considerando que o sistema estava em regime permanente. Embora essa consideração por vezes não seja verdade na prática, é difícil se obter o estado atual do sistema no momento do início do teste, mesmo nos casos onde o sistema é observável, uma vez que este está sob a responsabilidade da equipe de operação e depende de diversos fatores externos.

Observando as Figuras 4.56 e 4.53 confirma-se a suspeita que havia uma diferença entre os ganhos estimados no modelo inicial e o real, uma vez que aparentemente o modelo subestimou o ganho do sistema. Considerando as Figuras 4.57 e 4.54, observa-se que a simulação se distanciou muito da realidade para a segunda medida da razão, e o erro ficou em uma faixa mais próxima para a primeira medida. Neste caso específico já era esperado que a resposta simulada se distanciasse da real devido aos problemas na execução do teste já mencionados. Finalmente, para as Figuras 4.58 e 4.55, a condição inicial do sistema real era muito diferente da considerada na simulação, com uma forte tendência de queda, o que afetou muito o experimento. Como a variável crítica estava fora da faixa especificada, foi dado um degrau de 0,5 na variável **C01** no intervalo 440, afastando ainda mais a condição real da considerada durante a simulação, embora essa perturbação tenha sido registrada e considerada durante a etapa de modelagem. Ainda assim, a existência de uma simulação foi considerada benéfica pela equipe que estava executando o teste, pois

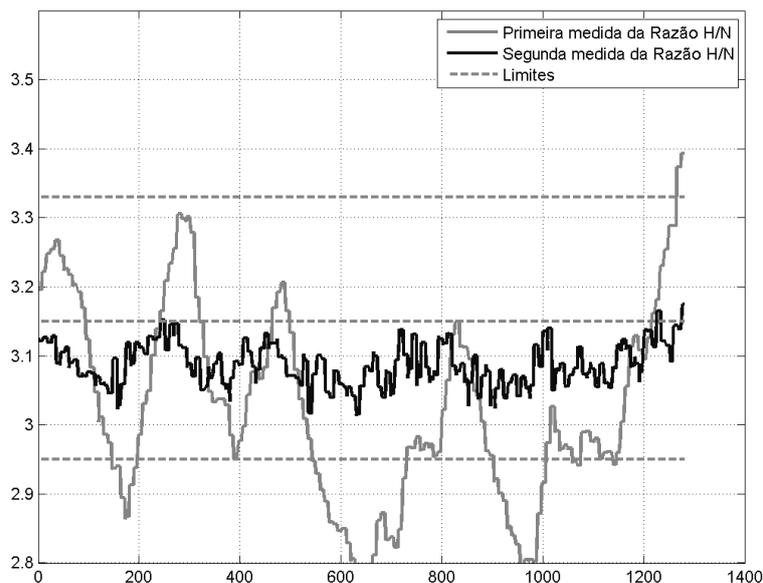


Figura 4.56: Resposta do experimento com o grupo **A** para as variáveis **OC03** e **OC04**.

foi considerado que dava uma ideia de qual direção a perturbação levaria o sistema durante os testes.

Nas Figuras 4.59 e 4.60 pode-se ver as respostas do sistema para os experimentos dos grupos **B** e **C**. Conforme visto na Reforma Primária, o experimento **GBN** mais uma vez resultou em uma variância menor no processo, o que é especialmente interessante no caso da produção da unidade, como pode ser visto na Figura 4.59, pois isso representa menos perdas durante os experimentos, e conseqüentemente, um menor custo prático de efetuar o experimento.

Modelagem e Verificação

Finalmente, iniciou-se as duas etapas *offline* da metodologia proposta: A de geração e de verificação dos modelos. Estas etapas duraram dois meses, divididos em aproximadamente uma semana para a aquisição e validação dos dados gerados, duas semanas para criação dos modelos, três semanas para validação dos mesmos e uma semana para a geração da versão final dos modelos. Mais uma vez, essa etapa contou com uma equipe com pessoas com experiência em modelagem e com conhecimento profundo do processo em questão.

Para a etapa de validação foram gerados dez modelos diferentes, buscando capturar diferentes comportamentos com cada um deles. Os modelos foram nomeados de A a J, sendo os modelos A, B, I e J do tipo *ARX* gerados com os dados provenientes do experimento **GBN**, os modelos C, D e E modelos do tipo *AR* gerados

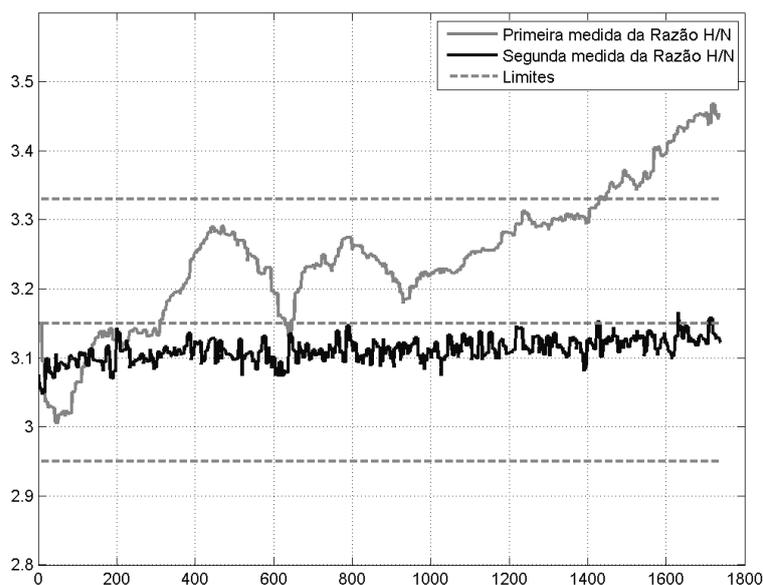


Figura 4.57: Resposta do experimento com o grupo **B** para as variáveis **OC03** e **OC04**.

com os dados do experimento **GBN** e dados dos experimentos degrau, os modelos F, G e H do tipo *AR* gerados apenas com dados dos experimentos degrau. Não foram gerados modelos *ARX* utilizando os dados oriundos dos testes Degrau para a validação devido à falta de um algoritmo para detecção automática de momento de mudança de patamar das entradas nos dados, sendo este trabalho proposto como uma possível continuação desta dissertação.

O modelo final obtido para a relação entre **C01** e as razões ar/gás no processo estão representadas na Figura 4.61. Os modelos que melhor captaram o comportamento do processo, considerando o esperado do sistema e os dados experimentais, foram o B e o A, para a primeira e a segunda medida, respectivamente. Pela análise da equipe de operação e de acompanhamento, ambos os modelos foram capazes de refletir bem o comportamento esperado pelo processo, e a resposta medida do processo, recebendo as notas 10 e 8, respectivamente. Comparando este modelo com os modelos gerados durante a modelagem inicial, observa-se alguns pontos interessantes. Inicialmente, foi possível capturar o tempo morto do processo, que era esperado, e que não tinha sido possível se capturar apenas com os testes degrau. Além disto foi possível modelar o comportamento integrador para a segunda medida e os ganhos obtidos ficaram maiores, dentro do que era esperado para estas variáveis.

O modelo final obtido para a relação entre **TG1** e a concentração de metano no fim na saída da reforma pode ser visto na Figura 4.62. Para este par entrada/saída foi mantido o modelo obtido durante a modelagem da Reforma Primária, pois o

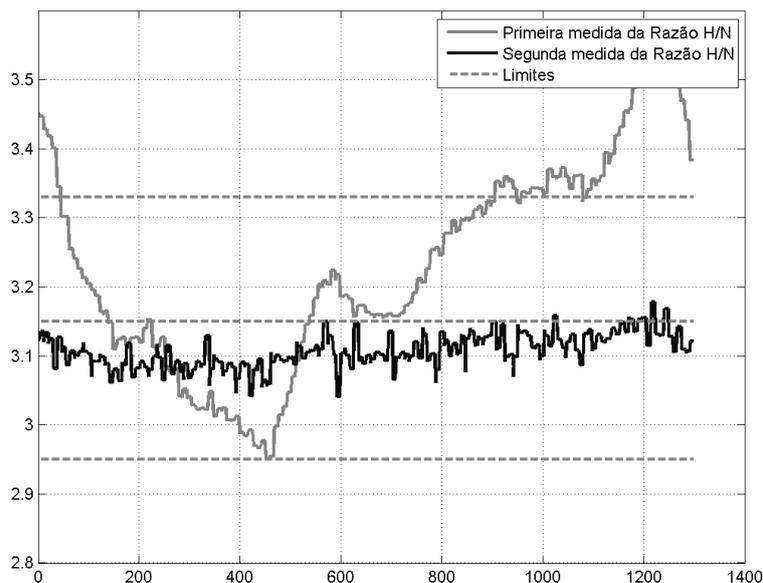


Figura 4.58: Resposta do experimento com o grupo **C** para as variáveis **OC03** e **OC04**.

modelo anterior já era capaz de refletir a realidade com a aderência necessária e não se perceberam melhorias na modelagem feita com os dados novos. Este modelo possui uma dinâmica lenta, que vai além do horizonte de predição considerado para o controle avançado da unidade, de forma que este modelo foi truncado em 90 minutos.

Finalmente, para a relação entre a amônia produzida contra a vazão de alimentação da unidade, a resposta do modelo gerado pode ser visto na Figura 4.63. O modelo que melhor retratou essa relação foi o B, e foi considerado bem aderente aos experimentos, recebendo nota 9. O modelo tem uma relação direta conforme o esperado, e o ganho está dentro do esperado.

Modelos Finais

O resultado obtido para as demais variáveis está condensado nas Tabelas 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12 e 13, que podem ser vistas no Anexo 5.1, divididas de acordo com o tipo de variável de saída que foi identificada. Foi utilizada a notação "X##", onde X é a letra relativa ao modelo utilizado, e ## foi a nota atribuída ao modelo. Em alguns casos foi considerado que o modelo se adequaria melhor após ser filtrado, e esta consideração está representado pela letra "s" ao lado do modelo escolhido. Nestes casos foi aplicado um filtro exponencial de primeira ordem ASTRÖM e WITTENMARK (1997), exposto na equação 4.10:

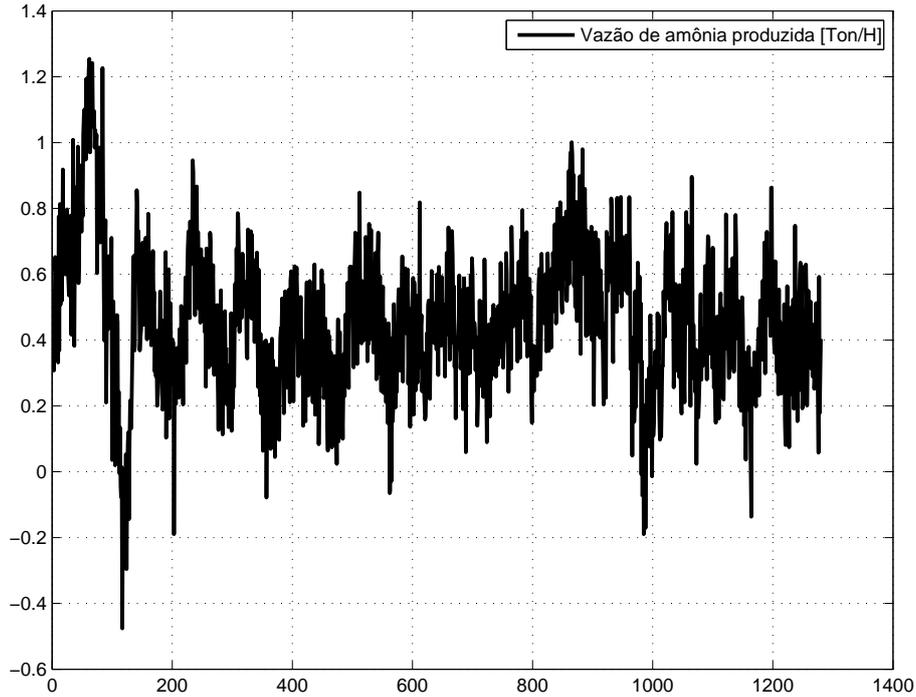


Figura 4.59: Resultados do experimento **GBN** do grupo **B** para a vazão de amônia produzida.

$$y(k) = (1 - \alpha_f)y(k - 1) + \alpha_f u(k) \quad (4.10)$$

No qual $y(k)$ é o k -ésimo valor de saída após ser filtrado, α_f é o coeficiente do filtro, que foi selecionado como 0,9 para todos os modelos, e $u(k)$ é o k -ésimo valor de saída antes do filtro.

As Figuras 4.64 e 4.65 representam uma parcela das tabelas das direções e ganhos para este sistema. É interessante observar como é possível capturar alguns comportamentos e direções principais do sistemas rapidamente com este tipo de representação gráfica. Neste caso, o comportamento que rapidamente chama atenção é a simetria na influência das válvulas de alimentação de gás dos queimadores na temperatura dos fornos.

Para se avaliar o resultado obtido, também foram feitas algumas análises da qualidade dos modelos gerados, segundo o mesmo critério subjetivo utilizado na Reforma Primária. Os resultados desta análise podem ser vistos na Tabela 4.7. Para este sistema, foi constatado que a matriz de modelos era esparsa, com uma grande quantidade de modelos nulos (80%). Entre os modelos não nulos, 75% foram considerados bons, ou seja, obtiveram uma nota maior que 7, e apenas 15% fora considerados insatisfatórios, de acordo com os critérios descritos na seção 4.2.1. Dentre os modelos com a nota abaixo de quatro, não é possível saber exatamente o

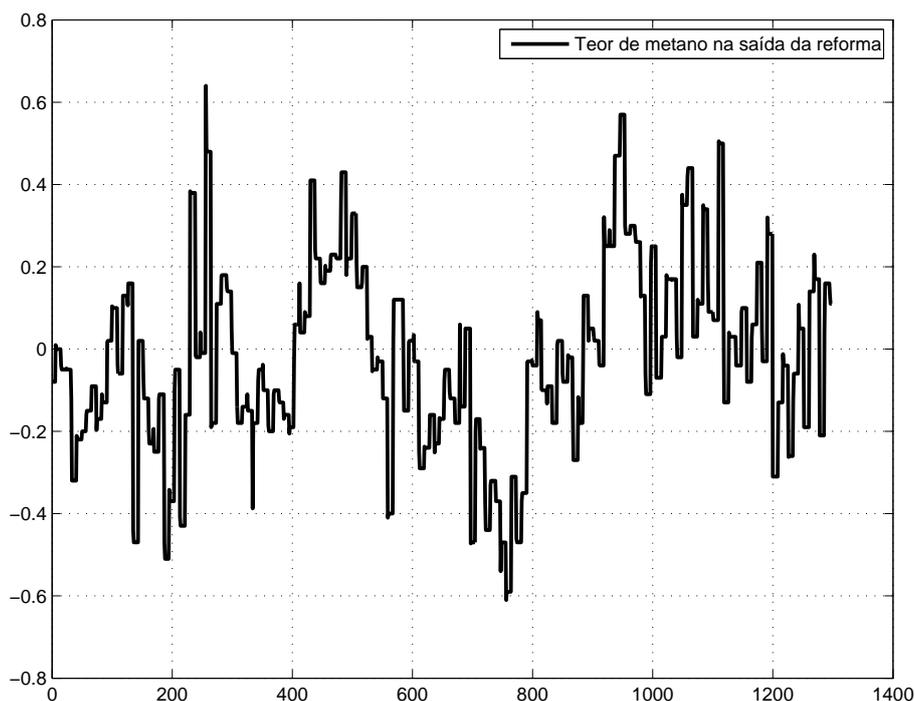


Figura 4.60: Resultados do experimento **GBN** do grupo **C** o teor de metano na saída da Reforma Primária.

quanto se deve a um problema da metodologia ou devido a fatores externos. Uma característica relevante detectada é que a maioria dos modelos que não foram considerados satisfatórios foram de variáveis com medidas provenientes de cromatógrafos com uma amostragem abaixo da recomendada, o que representa um grande desafio para a identificação.

Outro ponto relevante é que maioria dos modelos obtidos foram modelos ARX gerados a partir dos dados do experimento **GBN**. Isto é o esperado e o aconselhado pela metodologia. Embora a mistura de modelos de diferentes origens não seja algo recomendado, foi verificado que o modelo final composto desta forma apresentou resultados com maior aderência e mais robustos do que qualquer um dos grupos individualmente. Finalmente, para este sistema, os sinais **GBN** foram utilizados para a geração de 85% dos modelos, mostrando como a utilização deste tipo de sinal é capaz de gerar resultados melhores que a perturbação degrau, porém esta última não pode ser excluída, mostrando o valor da abordagem híbrida.

A metodologia proposta foi considerada bem sucedida para a identificação desta unidade de produção de amônia, gerando no total 3480 modelos válidos que, no momento de escrita deste trabalho, já estão sendo utilizados pelo controlador preditivo da unidade há mais de um ano com resultados satisfatórios. Além disto, esta metodologia mostrou-se capaz de reduzir o tempo aplicando perturbações na planta em 90%, de 20 dias para 2 dias, quando comparado com a metodologia tradicional de perturbação degrau.

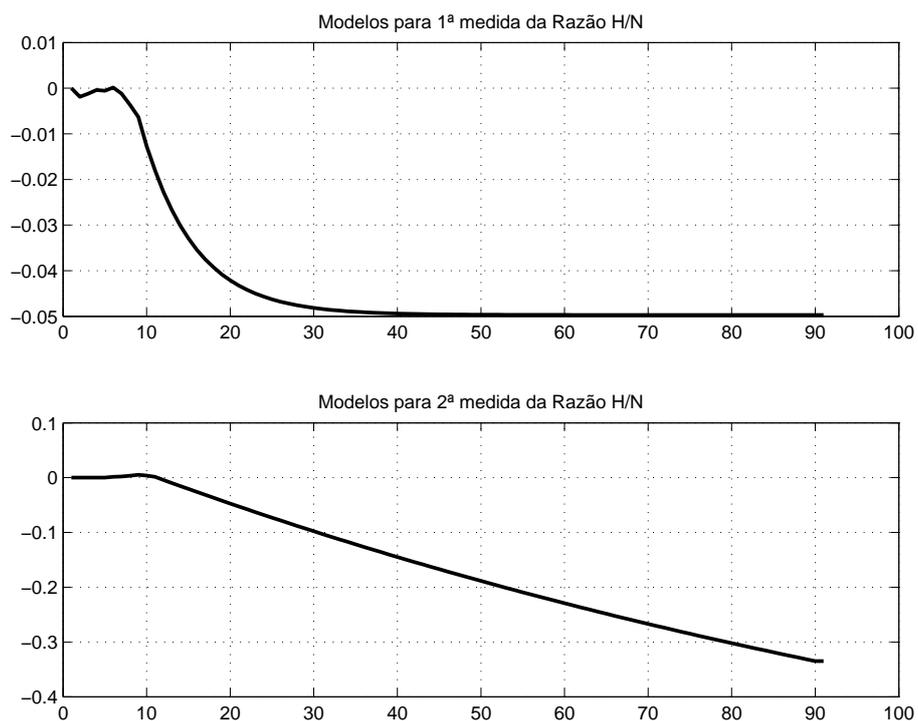


Figura 4.61: Modelos finais obtidos para a variável **C01** para as razões de ar/gás no processo

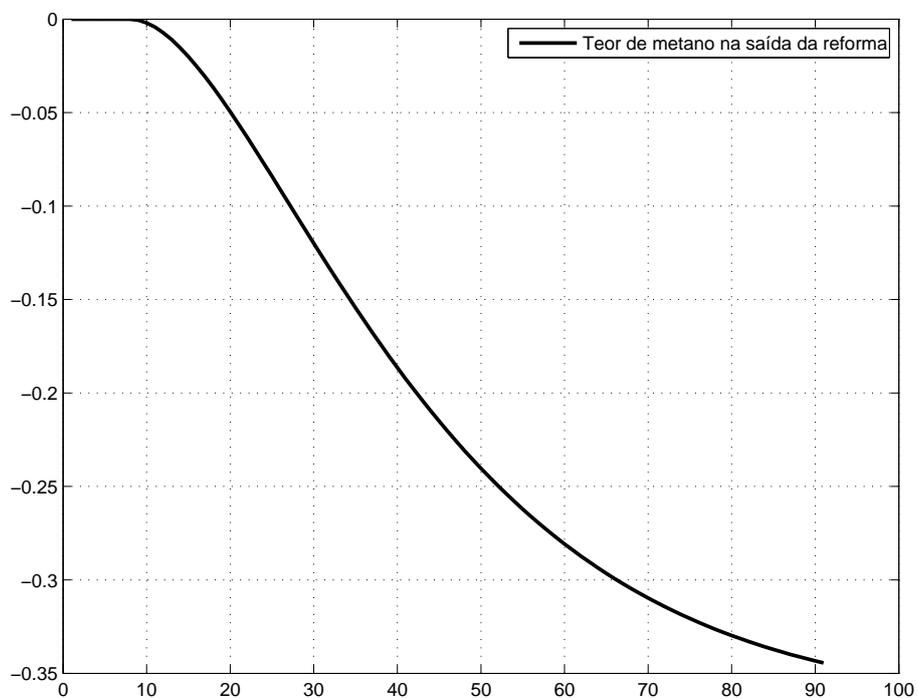


Figura 4.62: Modelo final obtido para a variável **TG1** com a concentração de metano no fim da Reforma Primária.

Tabela 4.7: Análise dos modelos para unidade de produção de amônia

	Total	%
Modelos Nulos	1489,00	80%
Ruins (<4)	58,00	3%
Médios ($4 < x < 7$)	32,00	2%
Bons (≥ 7)	288,00	15%
A	61	19%
B	83	26%
C	11	3%
D	63	20%
E	43	14%
F	5	2%
G	76	24%
H	28	9%
I	1	0%
L	5	2%
GBN ARX	145	46%
Degraus AR	109	35%
GBN (AR + ARX)	267	85%

Capítulo 5

Conclusões e Trabalhos futuros

Neste trabalho foi abordado o tema de identificação de sistemas dinâmicos, especificamente a subárea de projeto ótimo de perturbação.

O problema de identificação foi observado dentro do contexto de sistemas reais, onde por vezes os testes são de difícil aplicação e têm impacto direto na operação do sistema. Além disto, a segurança nestes sistemas é sempre a maior prioridade, se configurando como uma restrição que deve sempre ser respeitada durante os testes.

Foi apresentada uma metodologia robusta, com finalidade de ser aplicada em sistemas reais complexos de grande dimensão. A metodologia apresentada é iterativa, possuindo uma fase de modelagem intermediária, e possui dois tipos de perturbações distintos, degraus e um ruído binário generalizado (**GBN**). Além disto, foi proposta uma forma de projetar o sinal **GBN** de forma a minimizar o impacto do experimento na operação do sistema, buscando não sacrificar informações relevantes para a identificação. Finalmente, foram discutidas boas práticas para a verificação dos modelos obtidos com a metodologia, a fim de aproveitar o conhecimento dos sistemas de pessoas que lidam com o mesmo frequentemente.

A metodologia proposta foi avaliada em nível de simulação, obtendo resultados condizentes com outras metodologias adotadas pela literatura, utilizando um sistema considerado um *benchmark* na área. Além disto, foram apresentados resultados da metodologia aplicada a um sistema real, de alto grau de complexidade e com milhares de modelos, e a metodologia proposta foi capaz de identificar o sistema com um resultado melhor do que o obtido com testes degraus para o mesmo sistema, gerando modelos que estão sendo utilizados há mais de um ano em um controlador preditivo multivariável.

5.1 Trabalhos Futuros

Algumas questões surgiram no decorrer deste trabalho, sendo apontados como possíveis trabalhos futuros. Estes itens são resumidos aqui.

Os modelos utilizados durante a modelagem foram do tipo ARX, sendo proposto aplicar a metodologia com outras famílias de modelo tais como ARMAX, Box-Jenkins e N4SID. Da mesma forma, é sugerida a verificação do impacto de diferentes métricas para avaliação do modelo gerado no modelo final.

Outro estudo interessante seria fazer um projeto mais robusto do sinal **GBN** a ser aplicado no processo, levando em consideração a incerteza do modelo inicial gerado. Este problema tem um elevado grau de complexidade devido ao acúmulo de erro do modelo, e para que seja possível se obter sinais que possam ser usados na identificação e ainda assim fossem úteis para a geração dos modelos, são necessários limites superiores menos restritivos possíveis, porém ainda confiáveis.

A metodologia de adaptação do sinal **GBN** também é passível de alterações, principalmente focadas no aumento do desempenho computacional para sistemas com múltiplas restrições. Embora essa etapa do processo ocorra *offline*, e o tempo necessário para gerar o sinal não seja uma restrição ou tenha grandes impactos na identificação, um algoritmo mais rápido poderia trazer mais possibilidades de sinais, e, possivelmente, poderia adicionar uma nova métrica para a escolha do sinal a ser aplicado, como maior potência de energia em uma faixa de interesse.

Finalmente, um estudo mais aprofundado nas implicações de se obter um modelo final composto seria interessante, possibilitando a tomada de uma decisão mais bem informada.

Apêndice A

Tabela 1: Notas dos modelos da Reforma Primária - Parte 1

Vars	OT01S	OT02S	OT03S	OT04S	OT05S	OT06S	OT07S	OT08S	OT09S	OT01N	OT02N	OT03N	OT04N	OT05N	OT06N	OT07N
V01	10	0	10	10	6	10	10	10	0	10	0	10	10	0	0	0
V02	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	0	0	0	0
V03	10	10	10	0	10	10	10	10	10	10	10	10	0	10	10	10
V04	10	0	10	10	10	0	10	1	1	10	0	10	5	0	10	10
V05	10	10	0	10	10	0	10	1	1	10	10	10	10	10	0	10
V06	10	10	10	0	10	10	0	10	10	10	10	10	0	10	10	10
V07	0	0	10	0	0	10	10	0	0	0	10	10	10	0	10	10
V08	10	10	10	10	10	0	10	10	0	10	10	10	10	10	0	10
V09	10	10	10	10	10	10	0	10	10	10	10	10	10	10	10	0
V10	10	10	10	0	10	10	10	0	10	10	10	10	10	10	10	10
P01	10	1	1	1	1	1	1	1	1	10	1	10	10	10	10	10
T01	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
T02	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8
F01	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8
C01	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C02	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8	8

Tabela 2: Notas dos modelos da Reforma Primária - parte 2

Vars	OT08N	OT09N	OP01	OP02	OP03	OP04	OP05	OP06	OP07	OP08	OP09	OP10	OT01	OT02	OT03	OT04
V01	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	0	0	0	0
V02	10	10	0	10	5	5	10	5	5	10	10	0	5	5	5	10
V03	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	0	0	0	0
V04	10	0	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	0	0	0	0
V05	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	0	0	0	0
V06	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	0	0	0	0
V07	0	0	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	0	0	0	0
V08	10	0	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	0	0	0	0
V09	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	0	0	0	0
V10	10	10	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	0	0	0	0
P01	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10	5	5	5
T01	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
T02	8	8	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	8	8	8	8
F01	8	8	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	5	5	5	5
C01	0	0	6	6	6	6	6	6	6	6	6	6	0	0	0	0
C02	8	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabela 3: Notas dos modelos da Reforma Primária - parte 3

Vars	OT05	OT06	OT07	OT08	OT09	OT10	OT11	OT12	OP11	OC02V	OPF01	OPF02	OT13	OT14	OT15	OC01
V01	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
V02	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
V03	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
V04	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
V05	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
V06	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
V07	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
V08	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
V09	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
V10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P01	5	5	5	5	5	5	0	5	2	0	10	1	10	10	10	0
T01	0	0	0	0	0	0	10	10	1	0	10	10	10	10	10	6
T02	8	8	8	8	8	8	10	10	1	0	5	5	5	5	5	6
F01	5	5	5	5	5	5	10	10	1	0	5	5	10	10	10	6
C01	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	1	1	10	10	10	6
C02	0	0	0	0	0	0	7	7	1	10	1	1	0	0	0	6

Apêndice B

Tabela 4: Modelos utilizados para as saídas de composição e inferências com as respectivas notas - Parte 1.

VARS	T01	P01	T02	V11	V12	P02	P03	F01	C01	C02	T03	V13
C02V	A00	B00	A00	B00	B00	B00	B00	C08	B00	A09	B00	B00
inf0C14	B00	B00	E04	B00	B00	B00	B00	Gs09	B07	Ds09	B00	B00
infOC07	A00	B00	A00	A00	A00	B00	A00	B01	Ds00	Ds09	B00	B00
infOC09	C00	C00	H00	E00	B00	B00	Ds00	A01	Ds00	Ds09	E00	Gs00
infOC11	A00	A00	A00	B00	A00	A00	H00	B01	Gs00	Ds09	E00	Gs00
infOC12	B00	B00	E04	A00	B00	Ds00	A00	Gs08	B07	A08	E00	A00
OC01	A00	B00	Antigo	B00	B00	Ds00	B00	Gs10	B00	A03	B00	B00
OC03	B00	B00	Cs01	H00	A00	Ds00	Ds00	Gs00	B10	A01	B00	Gs00
OC04	B00	A00	Hs03	C00	E00	H00	B00	C00	A08	B01	G00	B00
OC15	B00	B00	B02	B00	B00	B00	B00	Gs00	B00	C00	B00	B00
OC16	B00	C00	E02	H00	H00	B00	B00	B00	B09	B06	H00	E00
OC17	B00	C00	E02	H00	H00	H00	H00	Ds00	B09	B06	B00	E00

Tabela 5: Modelos utilizados para as saídas de composição e inferências com as respectivas notas - Parte 2.

VARS	V14	V15	V16	P02	F02	P03	P04	F03	C03	C04	P05	T04
C02V	B00	A00	B00	A00	C00	Gs00						
inf0C14	B00	B00	B00	C08	B00	B00	B00	B00	H08	Es02	H00	Ds00
infOC07	Gs00	A00	Gs00	B00	Gs00	Gs00	B00	B00	B00	Gs00	C00	Gs00
infOC09	A00	Gs00	Gs00	Gs00	Ds00	Gs00	F00	Gs00	Gs00	Ds00	F00	Gs00
infOC11	Gs00	H00	H00	Gs00	Gs00	Gs00	Gs00	Ds00	Gs00	Ds00	F00	Ds00
infOC12	A00	A00	A00	C08	Gs00	B00	Gs00	Gs00	H08	Es02	H00	Ds00
OC01	B00	A00	B00	A08	A00	B00	B00	A00	B00	B01	Gs00	Ds00
OC03	B00	E00	Ds00	Gs03	Gs00	B00	B00	Gs00	H09	Es09	Gs00	Ds00
OC04	Gs00	H00	A00	H06	H00	H00	Gs00	H00	H09	Es09	E00	F00
OC15	B00	B00	B00	Ds01	B00	B00	B00	B00	B00	E09	Gs00	Ds00
OC16	Gs00	E00	H00	H09	E00	H00	H00	B00	H09	Es09	C00	Gs00
OC17	Gs00	H00	B00	H09	E00	H00	H00	E00	H09	Es09	C00	Gs00

Tabela 6: Modelos utilizados para as saídas relacionadas com as vazões com as respectivas notas - Parte 1.

VARS	T01	P01	T02	V11	V12	P02	P03	F01	C01	C02	T03	V13
F01o	A01	B00	A00	B00	B00	Gs00	Ds00	A10	A09	A01	B00	B00
F01v	B00	B00	B00	A00	B00	B00	B00	B10	Ds09	B00	B00	B00
OF01	A00	E10	A10	A00	B00	A00	Ds00	E10	B00	A09	B00	B00
OF02	B00	Gs00	B00	B00	B00	B00	A00	B10	B08	B00	B00	B00
OF03	A00	B00	B00	B00	B00	A10	A10	A04	B00	A09	B00	B00
OF04	E00	B00	Gs10	B00	B00	Ds00	B00	Es09	B00	B08	B00	B00
OF05	Es10	H00	Es05	H00	H00	Ds00	Gs00	Gs02	E08	B01	B00	B00
OF06	B00	D10	Ds08	B00	B00	H00	B00	B00	H00	H00	B00	B00
OF07	E10	Ds10	E10	B00	E00	Ds00	Gs00	Ds00	H08	D09	Gs00	B00
OF08	Gs10	B00	Gs08	Ds00	B00	Ds00	B00	E09	B00	Es09	B00	B00
OF09	Gs10	B00	Gs08	C00	E00	Ds00	Gs00	E09	B00	Es09	B00	B00
OF10	B01	B00	E02	B00	B00	Es03	B00	B09	B07	Es07	B00	B00
OF11	B00	B00	Ds09	B00	B00	B00	B00	B09	B08	B07	B00	B00
OL01	A00	B00	E08	B00	A00	A00	B00	Js09	A09	A08	B00	B00
OL02	B00	B00	E08	A00	E00	B00	Ds00	Gs09	A08	B08	B00	B00
OL03	G00	B00	Ds08	A00	Gs00	A00	Ds00	A09	B09	E08	A00	B00

Tabela 7: Modelos utilizados para as saídas relacionadas com as vazões com as respectivas notas - Parte 2.

VARS	V14	V15	V16	P02	F02	P03	P04	F03	C03	C04	P05	T04
F01o	Ds00	E00	Ds00	B05	Gs00	B00	B00	B00	Gs00	C00	C00	Gs08
F01v	B00	C00	C00									
OF01	B00	A00	Gs00	A09	H00	Gs00	F00	E00	Gs00	F00	E00	Ds00
OF02	B00	B00	B00	Gs08	L09	B10	Gs00	B00	B00	H00	H00	Gs00
OF03	B00	E00	B00	A09	B00	B00	B00	B00	H00	E00	C00	Ds00
OF04	B00	B00	B00	Ds09	Gs00	E00	B00	B00	H00	H00	C00	Gs00
OF05	Ds00	H00	Gs00	Ds00	F00	H00	E00	B00	H00	Gs00	F00	Gs00
OF06	B00	B00	B00	E00	B00	B00	B00	H00	B00	H00	H00	Gs00
OF07	H00	B00	E00	Ds09	Gs00	Fs00	Gs00	Ds00	H00	Ds00	H00	C00
OF08	Gs00	B00	E00	Ds08	F00	H00	E00	F00	H00	Gs00	C00	Gs00
OF09	B00	B00	B00	Cs08	F00	E00	B00	F00	H00	Gs00	C00	Gs00
OF10	B00	B00	B00	B09	Gs00	B00	B00	B00	H00	Ds00	G08	Ds00
OF11	B00	B00	B00	H09	H00	B00	B00	Ds09	B00	H00	Gs00	Ds00
OL01	B00	B00	B00	Hs07	H00	B00	A00	Gs09	B00	B00	C00	Gs00
OL02	H00	B00	B00	Hs07	H00	B00	Gs00	Hs08	H00	H00	F00	Gs00
OL03	H00	Gs00	B00	Ds07	A00	B00	B00	B09	B00	Gs00	F00	Gs00

Tabela 8: Modelos utilizados para as saídas relacionadas aos compressores com as respectivas notas - Parte 1.

VARs	T01	P01	T02	V11	V12	P02	P03	F01	C01	C02	T03	V13
OM09	A00	B00	A00	B00	B00	A00	B00	B08	B09	B00	B00	A00
OM10	A00	B00	B00	B00	B00	A00	A00	B08	A09	B00	B00	B00
OM11	B00	B00	B00	B00	B00	B00	B00	B08	B09	B00	B00	B00
OM12	B00	B00	A00	B00	B00	A00	B00	B08	B09	A00	B00	B00
OM13	B00	B000	A00	B00	B00	B08	A10	B08	B00	B00	B00	B00
OM14	A00	B00	B06	B00	B00	H00	A00	Gs00	B00	C00	B00	B00
OM15	A00	B00	B00	B00	B00	B00						
OM16	B00	B00	A05	B00	B00	B00	A00	A05	A00	B00	B00	B00
OM17	B00	B00	Ds03	B00	E00	Ds00	B00	A09	B00	B00	B00	B00
OM18	B00	B00	Ds03	B00	E00	B00	A00	B09	B00	A00	B00	B00
OM19	B00	B00	Ds03	Gs00	E00	A00	B00	B09	B00	Gs00	B00	B00
OR01	A00	H00	Ds01	C00	Gs00	B00	Gs00	B10	B07	B09	A00	H00
OR02	B00	H00	Ds01	B00	Gs00	A00	Gs00	A10	A07	A09	B00	H00

Tabela 9: Modelos utilizados para as saídas relacionadas aos compressores com as respectivas notas - Parte 2.

VARs	V14	V15	V16	P02	F02	P03	P04	F03	C03	C04	P05	T04
OM09	B00	B00	B00	B08	B00	B00	B00	B00	H00	F00	C00	Gs00
OM10	B00	B00	B00	B08	B00	B00	B00	B00	H00	F00	C00	Gs00
OM11	B00	B00	B00	B08	B00	B00	B00	B00	H00	F00	C00	Gs00
OM12	B00	B00	B00	B08	B00	B00	B00	B00	H00	F00	C00	Gs00
OM13	B00	B00	B00	B00	B00	B00	B00	B00	B00	A00	C00	Gs00
OM14	B00	B00	B00	B00	F00	B00	B00	H00	E00	C00	Gs00	Ds00
OM15	B00	B00	B00	B00	B00	B00	B00	B00	E00	Ds00	F00	Ds00
OM16	B00	B00	B00	Ds08	F00	B00	B00	B00	B00	B00	F00	Gs00
OM17	B00	B00	B00	Es08	H00	B00	B08	Ds00	H00	F00	F00	Gs00
OM18	B00	B00	A00	Ds08	A00	B00	B08	E00	H00	B00	F00	Gs00
OM19	Gs00	B00	B00	Ds08	Gs00	B00	A07	Gs00	H00	C00	F00	Gs00
OR01	H00	Gs00	B00	A08	B00	B00	A00	Gs00	H00	Ds00	C00	Gs00
OR02	Gs00	Gs00	B00	A08	B00	B00	B00	Gs00	H00	Ds00	C00	Gs00

Tabela 10: Modelos utilizados para as saídas relacionadas às temperaturas com as respectivas notas - Parte 1.

VARs	T01	P01	T02	V11	V12	P02	P03	F01	C01	C02	T03	V13
OT01	E00	E10	E10	B00	E00	C00	B00	D07	Ds10	H08	H00	A00
OT02	A10	Ds10	Gs10	A00	E00	Ds00	B00	Es08	B00	G08	B00	Gs00
OT03	Gs10	Ds10	Gs10	B00	H00	Gs00	B00	Gs09	Ds08	C06	H00	A00
OT04	Ds10	E10	Gs10	A00	B00	Ds00	Ds00	Es09	Ds08	C06	H00	Gs00
OT05	B10	Ds10	Ds05	A10	A10	Ds00	A00	A09	A00	Gs00	Gs00	A00
OT06	B10	Gs10	H08	A10	B10	Gs00	Gs00	Gs09	Ds00	B00	E00	H00
OT07	D00	A00	Ds09	B00	A00	Ds00	Ds00	Gs10	A09	Gs04	A00	B00
OT08	H00	A00	B00	A10	B10	B00	Gs00	F09	B00	B09	B00	B00
OT09	Gs00	A00	B00	D10	D10	Gs00	B00	Gs09	B00	E00	A00	A00
OT10	Gs00	A00	E00	Gs10	G10	Gs00	B00	Gs09	B00	Ds00	E00	H00
OT11	B00	A00	Ds04	B00	A00	B00	B00	F00	Gs09	B03	Gs09	A00
OT12	D00	B00	A00	H00	A00	B00	A10	Gs10	Ds09	Gs01	B00	H00
OT13	A00	B00	B00	Gs00	A00	B00	A10	Gs10	Ds09	Gs10	Gs00	H00
OT14	B00	Ds00	A00	E00	B00	A00	B00	Gs00	Gs00	H09	E00	B00
OT15	B00	Gs00	B00	Gs09	B00	B00						
OT16	A00	A00	B05	Ds00	B00	A00	A00	Gs10	Ds00	Ds01	B00	A00
OT17	A10	Gs10	A00	B00	H00	Gs00	B08	A07	Ds08	Ds08	A00	E00
OT18	A10	B10	A00	B00	E00	Gs00	A08	A07	Ds08	Ds08	G00	B00
OT19	A10	Gs00	B00	F00	A00	B02	B08	B00	B06	Ds01	G00	A00
OT21	B00	A00	F00	B10	E10	Gs00	A00	B09	F08	B00	Ds00	Ds09
OT22	B00	A00	F00	B10	D10	Gs00	H00	B09	G07	Gs00	Gs00	Gs08
OT23	B00	A00	Gs00	Ds10	Gs10	Gs00	H00	A09	B08	Gs00	E00	Ds08
OT24	B00	B00	B03	Ds00	Gs00	Ds00	Gs00	J09	B09	A08	B00	B00
OT242	Ds00	B00	E00	Ds10	Gs10	B00	H00	L06	Ds07	Ds00	E00	B00
OT25	F00	Ds00	G00	E10	E10	B00	B00	L06	G06	Ds00	Gs00	Gs08
OT27	B10	Gs10	E10	Ds10	C10	Ds00	Gs00	Gs09	B00	E06	E00	E00
OT28	Ds00	C00	E00	B00	B00	D00	Gs00	B09	Gs00	H06	E00	B00
TD1	A09	Gs10	H03	Ds10	C10	B00	Gs00	Gs09	A00	B08	Ds00	Gs00

Tabela 11: Modelos utilizados para as saídas relacionadas às temperaturas com as respectivas notas - Parte 2.

VARS	V14	V15	V16	P02	F02	P03	P04	F03	C03	C04	P05	T04
OT01	H00	Gs00	Gs00	B00	E00	Ds00	Gs00	H00	H00	Gs00	C00	F00
OT02	Gs00	B00	B00	B00	F00	Gs00	H00	B00	Gs00	Ds00	Gs00	Gs00
OT03	H00	Ds00	Ds00	G00	Gs00	E00	Gs00	H00	H00	Ds00	Gs00	Gs00
OT04	Ds00	E00	H00	G00	Ds00	Ds00	A00	C00	H00	Gs00	Ds00	Ds00
OT05	F00	D00	C00	B00	Ds00	Ds00	Ds00	A00	E00	F00	F00	F00
OT06	H00	H00	A00	H03	Gs00	Gs00	Gs00	A00	H00	Gs00	H00	C00
OT07	Gs00	H00	B00	Es01	Gs00	Gs00	Gs00	B00	H00	Ds00	Ds00	Gs00
OT08	B00	B00	A00	H04	Gs00	H00	Gs00	H00	H00	Gs00	H00	Gs00
OT09	A00	A00	A00	H05	H00	Gs00	B00	B00	H00	H00	H00	F00
OT10	C00	A00	A00	H05	H00	H00	Gs00	E00	H00	H00	H00	Gs00
OT11	H00	B00	B00	Gs00	Gs00	B00	Gs00	A00	H00	H00	Gs07	Ds00
OT12	F00	Gs00	Gs00	Gs08	Gs00	Gs00	B00	F00	F00	C00	H00	Gs08
OT13	F00	Gs00	Gs00	Gs08	Gs00	Gs00	B00	F00	F00	C00	H00	Gs08
OT14	Gs00	B00	A00	B08	E00	Ds00	B00	B00	B00	Ds00	F00	Gs00
OT15	B00	A00	B00	A08	B00	Ds00	B00	B00	B00	Gs00	E00	Gs00
OT16	A00	B00	B00	B05	Gs00	H00	B00	B00	H00	Gs00	E00	Ds00
OT17	A00	Gs00	Gs00	B00	Gs00	H00	Gs00	Ds00	H00	Ds00	F05	Ds00
OT18	A00	H00	Ds00	B00	Gs00	H00	Gs00	Ds00	H00	Ds00	F05	Ds00
OT19	Gs00	B00	B00	Ds00	Ds00	Ds00	B00	H00	H00	A00	Ds00	Gs00
OT21	Gs01	B02	Gs02	Gs09	H00	Gs00	L02	H00	H00	H00	E00	Ds00
OT22	Gs1	Gs02	Gs02	E08	H00	Gs00	Gs02	Gs00	E00	Gs00	F00	Ds00
OT23	Gs01	Gs02	Gs02	Gs08	H00	H00	L2	E00	H00	F00	H00	C00
OT24	H00	H00	B00	Gs09	Gs00	B00	B00	Ds09	H00	H00	H00	Ds00
OT242	Gs00	B00	Gs00	D08	Gs00	H00	Gs00	Ds00	B00	B00	E00	Ds00
OT25	Gs08	Gs08	Gs08	H09	Gs00	E00	Gs00	E00	H00	H00	H00	Gs00
OT27	H00	H00	Ds00	H08	Gs00	G00	Gs00	B00	H00	Gs00	H00	Ds00
OT28	B00	B00	B00	B09	Gs00	H00	B00	Gs00	H00	H00	H00	Ds00
TD1	H00	H00	A00	H03	Gs00	Gs00	Gs00	A00	H00	Gs00	F09	Ds00

Tabela 12: Modelos utilizados para as saídas relacionadas às pressões com as respectivas notas - Parte 1.

VARS	T01	P01	T02	V11	V12	P02	P03	F01	C01	C02	T03	V13
OP13	B00	B00	Ds00	A00	A00	Ds10	Gs07	B10	Ds00	B00	B00	B00
OP14	A00	B00	B00	A00	A00	A07	A07	B10	B00	A00	B00	B00
OP15	B00	B00	A00	B00	B00	B00	A00	A10	A09	B01	B00	B00
OP16	B00	B00	A00	B00	B00	B00	B00	A10	B00	B00	B00	B00
OP17	D00	B00	Ds01	B00	B00	A00	A00	A01	Ds00	B08	B00	A00
OP18	Gs00	A00	Gs01	Gs00	B00	E00	H00	Ds09	Ds03	Ds06	B00	B00
P01v	E09	Ds10	G10	Ds00	H00	B00	Gs00	A09	C10	C06	Gs00	E00
PD022	B00	A00	B00	B00	B00	A00	B00	B00	B00	B00	B00	B00

Tabela 13: Modelos utilizados para as saídas relacionadas às pressões com as respectivas notas - Parte 2.

VARs	V14	V15	V16	P02	F02	P03	P04	F03	C03	C04	P05	T04
OP13	B00	B00	B00	B00	B00	B00	Gs00	B00	H00	Ds00	H00	Gs09
OP14	A00	B00	B00	B00	B00	B00	B00	A00	B00	B00	Gs02	Gs00
OP15	Gs00	B00	Gs00	B00	B00	B00	B00	B00	H00	Gs00	Gs03	Ds00
OP16	B00	B00	B00	B10	B00	B00	B00	B00	B00	B00	C00	Gs00
OP17	B00	B00	B00	B08	H00	B00	A00	B00	H00	Ds00	Gs03	Gs00
OP18	Gs00	Gs00	Gs00	Hs07	H00	A00	Gs09	B00	H00	H00	H00	Gs06
P01v	Gs00	Gs00	G00	H00	A00	Gs00	Gs00	E00	E00	Ds00	D00	Ds00
PD022	B00	B00	B00	L08	B09	B10	B00	B00	B00	B00	H00	Gs00

Referências Bibliográficas

- AGARWAL, P., 2010. “Ammonia: The Next Step”. , nov. Disponível em: <<http://www.cheresources.com/ammonia.shtml>>. Último acesso em 23 de abril de 2013.
- AKAIKE, H., 1974, “A new look at the statistical model identification”, *IEEE Transactions on Automatic Control*, v. 19, n. 6 (dez.), pp. 716–723. ISSN: 0018-9286. doi: 10.1109/TAC.1974.1100705.
- AMJAD, S., AL-DUWAISH, H., 2003, “Model predictive control of shell benchmark process”. In: *Electronics, Circuits and Systems, 2003. ICECS 2003. Proceedings of the 2003 10th IEEE International Conference on*, v. 2, pp. 655 – 658 Vol.2, dec.
- ASTRÖM, K., WITTENMARK, B., 1997, *Computer-Controlled Systems: Theory and Design*. Upper Saddle River, NJ, USA, Prentice-Hall, Inc.
- BOMBOIS, X., SCORLETTI, G., GEVERS, M., et al., 2004a, “Cheapest open-loop identification for control”. In: *Decision and Control, 2004. CDC. 43rd IEEE Conference on*, v. 1, pp. 382 –387 Vol.1, dec.a. doi: 10.1109/CDC.2004.1428659.
- BOMBOIS, X., SCORLETTI, G., VAN DEN HOF, P., et al., 2004b, “Least costly identification experiment for control. A solution based on a high-order model approximation”. In: *American Control Conference, 2004. Proceedings of the 2004*, v. 3, pp. 2818 –2823 vol.3, 30 2004-july 2b.
- BOMBOIS, X., SCORLETTI, G., GEVERS, M., et al., 2006, “Least costly identification experiment for control”, *Automatica*, v. 42, n. 10 (out.), pp. 1651–1662. ISSN: 00051098. doi: 10.1016/j.automatica.2006.05.016.
- BORJAS, S., GARCIA, C., 2010, “Subspace identification using the integration of MOESP and N4SID methods applied to the Shell benchmark of a distillation column”, *Proceedings of the 9th Brazilian Conference on Dynamics Control and their Applications*, (06), pp. 899 – 904.

- BRUWER, M., MACGREGOR, J., 2006, “Robust multi-variable identification: Optimal experimental design with constraints”, *Journal of Process Control*, v. 16, n. 6 (jul.), pp. 581–600. ISSN: 09591524. doi: 10.1016/j.jprocont.2005.11.003.
- CLUETT, W., WANG, L., ZIVKOVIC, A., 1997, “Development of quality bounds for time and frequency domain models: application to the Shell distillation column”, *Journal of Process Control*, v. 7, n. 1, pp. 75 – 80. ISSN: 0959-1524. doi: 10.1016/S0959-1524(96)00017-0.
- COTT, B. J., 1995, “Summary of the process identification workshop at the 1992 Canadian chemical engineering conference”, *Journal of Process Control*, v. 5, n. 2, pp. 109 – 113. ISSN: 0959-1524. doi: 10.1016/0959-1524(95)90347-H. <ce:title>Process identification</ce:title>.
- DARBY, M. L., NIKOLAOU, M., 2012, “MPC: Current practice and challenges”, *Control Engineering Practice*, v. 20, n. 4, pp. 328 – 342. ISSN: 0967-0661. Special Section: IFAC Symposium on Advanced Control of Chemical Processes - ADCHEM 2009.
- DARBY, M. L., HARMSE, M., NIKOLAOU, M., 2009, “MPC: current practice and challenges”. In: *Proc. of the 7 th IFAC International Symposium on Advanced Control and Chemical Processes*.
- GARCIA, C. E., MORARI, M., 1985, “Internal model control. 2. Design procedure for multivariable systems”, *Industrial & Engineering Chemistry Process Design and Development*, v. 24, n. 2, pp. 472–484. doi: 10.1021/i200029a043.
- GEVERS, M., 2006, “A personal view of the development of system identification: A 30-year journey through an exciting field”, *Control Systems, IEEE*, v. 26, n. 6 (dec.), pp. 93 –105. ISSN: 1066-033X. doi: 10.1109/MCS.2006.252834.
- GEVERS, M., LJUNG, L., 1986, “Optimal Experiment Designs with Respect to the Intended Model Application”, *Control*, v. 22, n. 5, pp. 543–554.
- GEVERS, M., ANDERSON, B., DORONS, B., 1998, “Issues in modeling for control”. In: *American Control Conference, 1998. Proceedings of the 1998*, v. 3, pp. 1615 –1619 vol.3, jun. doi: 10.1109/ACC.1998.707279.
- GEVERS, M., 2002, “A decade of progress in iterative process control design : from theory to practice”, *Journal of Process Control*, v. 12, pp. 519–531.

- GEVERS, M., BOMBOIS, X., HILDEBRAND, R., et al., 2011, “Optimal experiment design for open and closed-loop system identification”, in *Information &*; v. 11, n. 3, pp. 127–224.
- GOODWIN, G., GEVERS, M., NINNESS, B., 1992, “Quantifying the error in estimated transfer functions with application to model order selection”, *Automatic Control, IEEE Transactions on*, v. 37, n. 7 (jul), pp. 913–928. ISSN: 0018-9286. doi: 10.1109/9.148344.
- GOODWIN, G. C., PAYNE, R. L., 1977, *Dynamic System Identification: Experiment Design and Data Analysis*, v. 136. Academic Press. ISBN: 0122897501.
- HURVICH, C. M., TSAI, C.-L., 1989, “Regression and time series model selection in small samples”, *Biometrika*, v. 76, n. 2, pp. 297–307.
- KOUNG, C. W., MACGREGOR, J. F., 1993, “Design of identification experiments for robust control. A geometric approach for bivariate processes”, *Industrial & Engineering Chemistry Research*, v. 32, n. 8, pp. 1658–1666. doi: 10.1021/ie00020a018. Disponível em: <<http://pubs.acs.org/doi/abs/10.1021/ie00020a018>>.
- LI, T., GEORGAKIS, C., 2008, “Dynamic input signal design for the identification of constrained systems”, *Journal of Process Control*, v. 18, n. 3-4 (mar.), pp. 332–346. ISSN: 09591524. doi: 10.1016/j.jprocont.2007.08.006.
- LJUNG, L., 1985, “Asymptotic variance expressions for identified black-box transfer function models”, *Automatic Control, IEEE Transactions on*, v. 30, n. 9 (sep), pp. 834 – 844. ISSN: 0018-9286. doi: 10.1109/TAC.1985.1104093.
- LJUNG, L., 1987, *System identification: theory for the user*. Prentice-Hall information and system sciences series. Prentice-Hall. ISBN: 9780138816407.
- LJUNG, L., YUAN, Z.-D., 1985, “Asymptotic properties of black-box identification of transfer functions”, *Automatic Control, IEEE Transactions on*, v. 30, n. 6 (jun), pp. 514 – 530. ISSN: 0018-9286. doi: 10.1109/TAC.1985.1103995.
- MATLAB, 2010, *version 7.10.0 (R2010a)*. Natick, Massachusetts, The MathWorks Inc.

- MEHRA, R. K., 1974, “Optimal Input Signals for Parameter Estimation in Dynamic Systems-Survey and New Results”, *IEEE Transactions on Automatic Control*, v. 19, n. 9, pp. 753–768.
- PINTO, J., SCHWAAB, M., 2011, *Análise de Dados Experimentais v. II: Planejamento de Experimentos*. E-PAPERS. ISBN: 9788576502975.
- RICHALET, J., 1993, “Industrial Applications of Model Based Predictive Control”, *Automatica*, v. 29, n. 5, pp. 1251–1274.
- SÖDERSTRÖM, T., STOICA, P., 1989, *System identification*. Prentice-Hall international series in systems and control engineering. Prentice Hall. ISBN: 9780138812362.
- SOTOMAYOR, O. A., PARK, S. W., GARCIA, C., 2003, “Multivariable identification of an activated sludge process with subspace-based algorithms”, *Control Engineering Practice*, v. 11, n. 8, pp. 961 – 969. ISSN: 0967-0661. doi: 10.1016/S0967-0661(02)00210-1. <ce:title>Process Dynamics and Control</ce:title>.
- SYSID, 2009, “15th IFAC Symposium on System Identification SYSID 2009”, *IEEE Control Systems Magazine*, pp. 119–122.
- TAN, A. H., GODFREY, K. R., BARKER, H. A., 2009, “Design of Ternary Signals for MIMO Identification in the Presence of Noise and Nonlinear Distortion”, *Control*, v. 17, n. 4, pp. 926–933.
- TULLEKEN, H. J. A. F., 1990, “Generalized binary noise test-signal concept for improved identification-experiment design.” *Automatica*, v. 26, n. 1, pp. 37–49.
- VAN DEN HOF, P. M., SCHRAMA, R. J., 1993, “An indirect method for transfer function estimation from closed loop data”, *Automatica*, v. 29, n. 6 (nov.), pp. 1523–1527. ISSN: 00051098. doi: 10.1016/0005-1098(93)90015-L.
- WANG, Z., BOVIK, A., 2009, “Mean squared error: Love it or leave it? A new look at Signal Fidelity Measures”, *Signal Processing Magazine, IEEE*, v. 26, n. 1 (jan.), pp. 98 –117. ISSN: 1053-5888. doi: 10.1109/MSP.2008.930649.
- WEI, L., LEE, J. H., 1996, “Ill - Conditioned Systems: Estimation of Gain”, *Science*, v. 20, n. 8, pp. 1023–1042.
- WEISBERG, H., 1992a, “Evaluating estimation of gain directionality Part 1 : Methodology”, *Methodology*, v. 2, n. 2, pp. 59–66.

- WEISBERG, H., 1992b, “Evaluating estimation of gain directionality Part 2 : A case study of binary distillation”, *Chemical Engineering*, v. 2, n. 2, pp. 67–86.
- WITTCOFF, H., REUBEN, B., PLOTKIN, J., 2004, *Industrial Organic Chemicals*. New York, Wiley. ISBN: 9780471443858.
- ZHAN, Q., LI, T., GEORGAKIS, C., 2006, “Steady State Optimal Test Signal Design for Multivariable Model Based Control”, *Industrial & Engineering Chemistry Research*, v. 45, n. 25 (dez.), pp. 8514–8527. ISSN: 0888-5885. doi: 10.1021/ie0601201.
- ZHU, Y., 2001, *Multivariable System Identification for Process Control*. Oxford, UK, Elsevier Science.
- ZHU, Y., VAN WIJEK, M., JANSSEN, E., et al., 1997, “Crude unit identification for MPC using ASYM method”. In: *American Control Conference, 1997. Proceedings of the 1997*, v. 5, pp. 3395–3399 vol.5, jun. doi: 10.1109/ACC.1997.612095.
- ZHU, Y., 1998, “Multivariable process identification for mpc: the asymptotic method and its applications”, *Journal of Process Control*, v. 8, n. 2 (abr.), pp. 101–115. ISSN: 09591524. doi: 10.1016/S0959-1524(97)00035-8.
- ZHU, Y., 2000, “Optimal closed-loop identification test design for internal model control”, *Automatica*, v. 36, n. 8 (ago.), pp. 1237–1241. doi: 10.1016/S0005-1098(00)00034-0.
- ZHU, Y., STEC, P., 2006, “Simple control-relevant identification test methods for a class of ill-conditioned processes”, *Journal of Process Control*, v. 16, pp. 1113–1120. doi: 10.1016/j.jprocont.2006.08.005.