UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA POLITÉCNICA

FILIPPE COSTA PINTO DOS REIS MIRANDA

**Identificação de sistemas em malha fechada usando controlador preditivo multivariável:
um caso industrial**

São Paulo
2005

FILIPPE COSTA PINTO DOS REIS MIRANDA

**Identificação de sistemas em malha fechada usando controlador preditivo multivariável:
um caso industrial**

Dissertação apresentada à Escola
Politécnica da Universidade de São Paulo
para obtenção do título de Mestre em
Engenharia

São Paulo
2005

FILIPPE COSTA PINTO DOS REIS MIRANDA

**Identificação de sistemas em malha fechada usando controlador preditivo multivariável:
um caso industrial**

Dissertação apresentada à Escola
Politécnica da Universidade de São Paulo
para obtenção do título de Mestre em
Engenharia

Área de concentração:
Engenharia Química

Orientador:
Prof. Dr. Darci Odloak

São Paulo

Fevereiro de 2005

Este exemplar foi revisado e alterado em relação à versão original, sob responsabilidade única do autor e com a anuência de seu orientador.

São Paulo, 26 de abril de 2005

Miranda, Filipe Costa Pinto dos Reis

Identificação de sistemas em malha fechada usando controlador
preditivo multivariável: um caso industrial

São Paulo, 2005.

99p.

Dissertação (Mestrado) – Escola Politécnica da Universidade de
São Paulo. Departamento de Engenharia Química.

1. Identificação 2. Controle de Processos 3. Malha Fechada
4. MPC 5. Método Direto 6. Tempo Morto

I. Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de
Engenharia Química II. t.

AGRADECIMENTOS

Um dos meus passatempos nos tempos da graduação, anos atrás, era brincar com o amigo e colega Alexandre Raffaele Ugenti, hoje um brilhante e bem-sucedido profissional da área de Informática, sobre os nomes quilométricos e herméticos das dissertações e teses acadêmicas. Ao chegar a minha vez de elaborar uma dissertação, lembrei-me deste fato e, embora o título ainda tenha ficado quilométrico e algo hermético, tentei fazê-la procurando ser o mais claro possível, com o intuito deste trabalho poder ser útil em aplicações práticas. Da mesma forma, esta dissertação é também resultado do que fui aprendendo ao longo do convívio com inúmeras pessoas, desde cedo. Ao Alexandre e a todos que me mostraram os caminhos do conhecimento, o meu agradecimento.

Ao meu orientador Prof. Dr. Darci Odloak, pela paciência e persistência na condução do trabalho.

Ao Eng. Antonio Esio Bresciani, por me indicar e incentivar a realização do Mestrado, acreditando em mim desde o início.

Ao Eng. Gilfranke da Silva Leite, pelo importante e decisivo apoio no início da minha volta à Escola.

Aos companheiros de Mestrado Eng. Oswaldo Luiz Carrapiço e Eng. Sandra Regina Micheletto, por compartilharmos juntos os percalços do percurso.

À PETROBRAS, na pessoa do Eng. Alberto Sérgio da Silva Barriga, por permitir e estimular o meu crescimento profissional.

Aos colegas da Refinaria de Capuava e da PETROBRAS que de alguma forma me ajudaram durante este período.

À minha mulher, Mirna, e ao meu filho, Guilherme, por tudo.

“...all models are wrong some are useful. Accepting this principle, the job is not so much the search for the true model but to select one model that is appropriate for the problem in hand.” (G. E. P. Box, 1976)

RESUMO

A Identificação de Sistemas é uma tarefa significativa em termos de tempo e custo no trabalho de implementação de sistemas de controle que usam Controle Preditivo baseado em Modelos (MPC). Após a implementação, o controlador tende a permanecer com o mesmo modelo por muito tempo, ignorando mudanças que tenham ocorrido com o processo, perdendo qualidade e podendo até ser abandonado.

Este trabalho propõe uma metodologia simples e eficaz para se proceder à reidentificação de uma planta industrial que use MPC mantendo o processo em malha fechada. Os principais aspectos deste problema são discutidos, e as escolhas que foram feitas para a realização dos experimentos e obtenção dos modelos são explicadas. Apresenta-se um caso em Matlab sobre um sistema 2x2 cobrindo diferentes situações, e é feita uma comparação de identificação realizada através de sinais PRBS e de testes com degraus, sempre em malha fechada. Aplica-se a metodologia a um controlador industrial, e os modelos identificados são introduzidos no controlador.

O princípio básico desta metodologia consiste em efetuar perturbações multivariáveis nos *set-points* ou restrições ativas das controladas e determinar o modelo através da estrutura ARX. Entre as vantagens da metodologia proposta, estão a facilidade de automatizar a identificação do processo e a garantia de manter o processo sob controle durante os testes.

ABSTRACT

System identification is a major task in the process of implementing Model-based Predictive Control (MPC) algorithms in industrial applications. Once the controller is working, there is a tendency to leave it with the original model for a long time, neglecting changes to the process during this time, leading to performance degradation.

This work proposes a simple and effective methodology to re-identify plants under MPC in closed loop. The main issues concerning this problem are discussed, and choices for experiments are made. A Matlab case involving a 2x2 problem is presented, covering a range of different situations, and a comparison between identification using PRBS reference signals and standard step tests is shown. An industrial case is studied, applying the proposed method to a real situation, re-identifying an existing MPC model and reconfiguring it afterwards.

This methodology is based on the application of multivariable perturbations on the controlled variables set-points or active restrictions, obtaining an ARX model structure. It uses an automatic process identification proceeding, keeping the process under control along the tests.

Lista de Figuras

Figura 2.1-1 - Sistema em malha fechada típico	7
Figura 3.1-1 - Esquema do sistema com o controlador CMPC.....	21
Figura 3.2-1 – Busca inicial da ordem	27
Figura 3.2-2 – Perturbações PRBS, $na=nb=2$, sem ruído	28
Figura 3.2-3 - Controladas e manipuladas, $na=nb=2$, sem ruído.....	28
Figura 3.2-4 – Busca do tempo morto, $na=nb=2$, sem ruído	29
Figura 3.2-5 - Comparação do modelo com o sistema, $na=nb=2$, sem ruído	30
Figura 3.2-6 - Respostas ao degrau unitário, $na=nb=2$, sem ruído	31
Figura 3.2-7 - Período do PRBS x Ordem do PRBS	31
Figura 3.2-8 - Busca da ordem com Período = 8 e Ordem PRBS = 6	32
Figura 3.2-9 - Perturbações, $na=nb=3$, sem ruído	33
Figura 3.2-10 - Controladas e manipuladas, $na=nb=3$, sem ruído.....	33
Figura 3.2-11 - Busca do tempo morto, $na=nb=3$, sem ruído.....	33
Figura 3.2-12 - Comparação do modelo com o sistema, $na=nb=3$, sem ruído	34
Figura 3.2-13 - Respostas ao degrau unitário, $na=nb=3$, sem ruído	35
Figura 3.2-14 - Ruído branco gerado pela função RANDN	36
Figura 3.2-15 - Influência do ruído branco na identificação	37
Figura 3.2-16 - Influência do ruído branco na busca do tempo morto.....	37
Figura 3.2-17 - Respostas ao degrau unitário com relação ruído/sinal 0,1 (à esquerda) e 1 (à direita).....	38
Figura 3.2-18 – Ruído periódico	39
Figura 3.2-19- Influência do ruído periódico na Identificação	39
Figura 3.2-20 - Influência do ruído periódico na busca do Tempo morto	40
Figura 3.2-21 - Respostas ao degrau unitário com relação ruído/sinal 0,1 (à esquerda) e 1 (à direita).....	40
Figura 3.2-22 – Perturbações para os 4 casos usando degraus, Tempo = 64s	41
Figura 3.2-23 – Manipuladas x controladas para os 4 casos usando degraus, Tempo = 64s	42
Figura 3.2-24 – Modelos para os 4 casos usando degraus, Tempo = 64s	43
Figura 3.2-25 – Comparações para os 4 casos usando degraus, Tempo = 64s	44

Figura 3.2-26 – Caso de identificação com dois degraus separados e retorno à origem Tempo = 64s e relação ruído/sinal de 10%	46
Figura 3.2-27 – Resultados dos experimentos com degraus separados e retorno, com ruído, relativos à controlada y_1	47
Figura 3.2-28 - Resultados dos experimentos com degraus separados e retorno, com ruído, relativos à controlada y_2	48
Figura 4.1-1 - Tela de operação da torre de pré-flash.....	50
Figura 4.1-2 - Tela de operação do topo da torre atmosférica	51
Figura 4.1-3 - Tela de operação do fundo da torre atmosférica	52
Figura 4.2-1 - Tela de operação do Controle Avançado (MPC) da Destilação	54
Figura 4.4-1 – Modelos originais do controlador da Destilação Atmosférica	62
Figura 4.4-2 - Caso industrial - Controladas.....	64
Figura 4.4-3 - Caso industrial – Manipuladas.....	65
Figura 4.4-4 - Caso industrial - Distúrbios.....	66
Figura 4.6-1 - Busca da ordem do modelo ARX, caso industrial	69
Figura 4.6-2 - Busca do tempo morto, caso industrial	70
Figura 4.6-3 - Comparação entre dados medidos e simulação, caso industrial	70
Figura 4.6-4 - Respostas ao degrau unitário, modelo sem distúrbios	71
Figura 4.7-1 - Busca da ordem do modelo ARX (com distúrbios), caso industrial.....	72
Figura 4.7-2 - Comparação entre dados medidos e simulação (com distúrbios), caso industrial.....	73
Figura 4.7-3 - Respostas ao degrau unitário, modelo com distúrbios.....	74
Figura 4.8-1 - Busca da ordem do modelo ARX (com distúrbios, dados filtrados), caso industrial.....	75
Figura 4.8-2 - Comparação entre dados medidos e simulação (com distúrbios, dados filtrados), caso industrial.....	76
Figura 4.8-3 - Respostas ao degrau unitário, modelo com distúrbios, dados filtrados ...	77
Figura 4.9-1 - Modelo original, modelo com distúrbios, modelo com dados filtrados e distúrbios	78
Figura 4.10-1 - Variáveis controladas, Modelo antigo	80
Figura 4.10-2 - Variáveis manipuladas, Modelo antigo.....	81
Figura 4.10-3 - Variáveis controladas, Modelo novo	81
Figura 4.10-4 - Variáveis manipuladas, Modelo novo	82

Lista de Siglas

AIC	<i>Akaike Information Criterion</i>
ARX	<i>Auto-Regressive with eXogenous inputs</i>
ARMAX	<i>Auto-Regressive Moving Average with eXogenous inputs</i>
ASTM D-86	Método D-86 de análise de destilação do <i>American Society of Testing Materials</i>
ASYM	<i>ASymptotic Method of identification</i>
DCS	<i>Digital Control System</i>
DEL	Diesel Extra-Leve
DMC	<i>Dynamic Matrix Control</i>
FIR	<i>Finite Impulse Response</i>
GBS	<i>Generalized Binary Signal</i>
IRV	<i>Ideal Resting Values</i>
ISE	<i>Integrated Squared Error</i>
LDMC	<i>Linear Dynamic Matrix Control</i>
MIMO	<i>Multi-Input Multi-Output</i>
MPC	<i>Model Predictive Control</i>
MPCI	<i>Model Predictive Control and Identification</i>
PE	<i>Persistently Exciting</i>
PEM	<i>Prediction Error Method</i>
PFE	Ponto Final de Ebulição
PID	controle (controlador) Proporcional-Integral-Derivativo
PRBS	<i>Pseudo-Random Binary Signal</i>
RAT	Resíduo Atmosférico
RCI	ReCiclo Intermediário
RFCC	<i>Resid Fluid Catalytic Cracking</i>
RTO	<i>Real-Time Optimization</i>
SICON	Sistema de CONtrole da PETROBRAS
SISO	<i>Single-Input Single-Output</i>

Lista de Símbolos

A	matriz característica do sistema
$A_{l..i}$	matriz 1..i dos coeficientes das saídas da estrutura ARX
$B_{l..i}$	matriz 1..i dos coeficientes das entradas da estrutura ARX
C	função de transferência do controlador
d	número de parâmetros estimados
E	matriz dos erros de predição
G	função de transferência do modelo do processo
G_0	função de transferência do processo
H	função de transferência do modelo do ruído
i	índice de uso geral
J	função custo
k	instante qualquer de tempo discreto
M, m	horizonte de controle das variáveis manipuladas
n	ordem do PRBS
na	ordem da matriz dos coeficientes das saídas da estrutura ARX
nb	ordem da matriz dos coeficientes das entradas da estrutura ARX
nk	matriz dos coeficientes dos tempos mortos da estrutura ARX
N	número de dados estimados
N_s	número de chaveamentos do PRBS
N_u	número de entradas
P, p	horizonte de predição
r	vetor do sinal de referência das variáveis controladas
S_0	função sensibilidade
SCV	<i>slack variable</i> (variável de folga)
T	tempo total do experimento
T_s	tempo de estabilização
T_{sw}	tempo entre possíveis chaveamentos
t	tempo
U	matriz das entradas
u	vetor das variáveis manipuladas
u_1	variável manipulada 1

u_2	variável manipulada 2
V	função perda
v	vetor das variáveis de distúrbio (ruído)
W_1	matriz dos fatores de lucro das variáveis manipuladas
W_2	matriz dos pesos das variáveis de folga
Y	matriz das saídas
y	vetor das variáveis controladas
y_1	variável controlada 1
y_2	variável controlada 2
yh	vetor de saídas proveniente da simulação do modelo

Símbolos Gregos

a_s	razão de resposta entre malha fechada e malha aberta
b_s	fator de tempo de estabilização
Λ	matriz de fatores de supressão do movimento das entradas
γ	fator de supressão do movimento das entradas
Δ	operador diferença
e	erro de predição do modelo
j	vetor de dados usados para a predição do modelo
Γ	matriz de fatores de importância das saídas
I	fator de importância das saídas
ρ	vetor de resíduos
q	conjunto dos parâmetros do modelo
t_{dom}^H	constante de tempo dominante, estimativa máxima
t_{dom}^L	constante de tempo dominante, estimativa mínima

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	1
1.1. Apresentação do problema.....	1
1.2. Revisão bibliográfica.....	2
1.3. Descrição das etapas do trabalho	6
2. ESCOLHAS NA IDENTIFICAÇÃO DE MODELOS PARA MPC.....	7
2.1. Malha aberta ou malha fechada.....	7
2.2. Tipos de abordagem	9
2.3. Identificação SISO ou MIMO	11
2.4. Projeto do experimento.....	12
2.5. Critérios de identificação	14
2.6. Estrutura do modelo	15
2.7. Identificação para controle	16
2.8. Resumo das escolhas para o problema proposto.....	18
3. IDENTIFICAÇÃO EM MALHA FECHADA COM MPC.....	19
3.1. Aplicação da estratégia de identificação proposta ao MPC do Matlab	19
3.2. Um exemplo: um caso 2x2.....	25
3.3. Conclusões das simulações.....	48
4. CASO INDUSTRIAL.....	50
4.1. O processo: Destilação Atmosférica da Refinaria de Capuava.....	50
4.2. Variáveis operacionais	52
4.3. O controlador	54
4.4. Condições do experimento.....	61
4.5. Procedimento para a obtenção do modelo.....	67
4.6. Determinação do modelo sem levar em conta os distúrbios	68
4.7. Determinação do modelo incluindo os distúrbios	71
4.8. Determinação do modelo filtrando os dados e incluindo os distúrbios .	74
4.9. Comparação entre os modelos obtidos e o modelo do MPC.....	77
4.10. Aplicação do novo modelo ao controlador da planta	79
5. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....	84
5.1. Conclusões.....	84

5.2. Sugestões para futuros trabalhos	85
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	86
APÊNDICE - ROTINAS EM MATLAB	89
a) Rotina B	89
b) Rotina IMF	91
c) Rotina Variador	94
d) Rotina ARXyu.....	98
e) Rotina IdentARX	99

1. INTRODUÇÃO

1.1. Apresentação do problema

A Identificação de Sistemas é tradicionalmente considerada uma etapa exaustiva da implementação de controladores preditivos multivariáveis baseados em modelos (a partir da expressão *model predictive control* - MPC) na indústria, em que os engenheiros de controle ou de processo ficam na sala de controle ao lado dos operadores ao longo de muitas horas ou até dias, observando a reação do processo a alterações nele introduzidas, uma a uma. São comuns as preocupações sobre a reação do processo às perturbações, como perda de qualidade dos produtos ou de produção, principalmente porque as perturbações são realizadas com as malhas de controle abertas. Após este trabalho, os modelos são gerados e colocados no controlador. A etapa de geração de modelos é realizada através de *softwares* sobre os quais o engenheiro de controle não costuma ter muito domínio. Ocasionalmente, o procedimento pode ser repetido com a finalidade de não se deixar o controlador perder performance, por conta das mudanças no processo que acabam ocorrendo ao longo do tempo.

Como todo este processo é penoso, há uma tendência de não mais voltar a ser realizado, e os controladores acabam por perder a eficiência, podendo até vir a ser abandonados, por vezes. Ao lado da maior importância relativa dada ao conhecimento do controlador em si, ou a outras áreas do Controle, o fato de se considerar a Identificação como quase uma arte acaba por afugentar deste tema grande parte dos engenheiros de controle, relegando-o a segundo plano. Junta-se a este aspecto o fato dos trabalhos acadêmicos sobre Identificação serem, muitas vezes, de difícil assimilação pelo engenheiro da indústria, o que explica por que diversos avanços sobre o assunto não são aplicados na prática.

A motivação desta dissertação consistiu em se definir um caminho para reidentificar o modelo de um processo controlado por um MPC já instalado que pudesse ser realizado pelo engenheiro de controle causando o mínimo de distúrbios numa planta industrial no menor tempo possível, resultando num modelo próximo do sistema real. O principal interesse prático é a efetiva aplicação desta metodologia em unidades industriais.

1.2. Revisão bibliográfica

O problema da Identificação de Sistemas é, no fundo, um caso particular da busca por leis e modelos que expliquem fenômenos que ocorrem através ou não da ação do Homem. Os modelos obtidos são do tipo caixa-preta, ou seja, através do simples ajuste de dados experimentais a modelos de estrutura pré-definida, sem relação com descrições fenomenológicas. Existe ainda a possibilidade de se aplicar técnicas de identificação para se obter coeficientes para uso em modelos a partir de leis da Física (Garcia, 2001).

Embora existam aplicações anteriores de identificação - por exemplo, o teste degrau popularizado por Ziegler e Nichols (1942, apud Rivera e Flores (2000)) e Cohen e Cohn (1953, apud Rivera e Flores (2000)) - as bases para a moderna Identificação de Sistemas foram lançadas na década de 60, com duas vertentes principais: o trabalho de Aström e Bohlin (1965, apud Gevers (2003)) introduziu na comunidade de controle o Método da Máxima Verossimilhança, aplicando-o para a estimação de parâmetros de modelos ARMAX, levando mais tarde ao Método do Erro da Predição (PEM); e Ho e Kalman (1965, apud Gevers (2003)) estabeleceram as bases para a formulação em espaço de estados, o que viria a dar origem, nos anos 90, aos métodos de identificação por subespaços de estado. Os trabalhos de Box e Jenkins (1970) e de Ljung (1999) são também marcos sobre o assunto.

Tipicamente, um projeto de MPC terá cerca de 75% dos seus recursos gastos no trabalho de identificação, segundo Rivera et al. (2003). Este número poderá chegar a 90% em alguns casos, segundo Morari e Lee (1999). Mesmo com todo o esforço e custos empregados, se o procedimento não for adequado à situação, o modelo final pode resultar ineficaz para uma aplicação de MPC (Jia et al., 2002). Mesmo que o modelo inicial seja bom, ele sofre degradação com o tempo (Huang et al., 2000).

Existem muitas questões sobre a melhor forma de se obter modelos para uso em MPCs. Talvez a primeira seja sobre se as malhas de controle devem ser abertas ou permanecer fechadas. Soderstrom, Ljung e Gustavsson (1976) já comprovavam que, sob

determinadas condições de identificabilidade, a identificação em malha fechada era possível. A idéia comum entre engenheiros de controle e de processo de que abrir a malha dá segurança para se verificar a resposta às perturbações encobre outros problemas, tais como a possibilidade de se desviar o processo das condições ideais de qualidade e segurança ou o aparecimento de não-linearidades e ruído de baixa frequência (Lakshminarayanan et al., 2001). Zhu e Butoyi (2002) observam que testes em malha fechada permitem o aumento da amplitude dos sinais de entrada, pela própria natureza de *feedback* do MPC, que tende a corrigir as perturbações, e ainda fornecem a realimentação necessária para excitar todas as direções de ganho. Hjalmarsson et al. (1996) demonstram que a identificação em malha fechada minimiza o erro da variância, desde que não haja erro de *bias* (identificação consistente), ou seja, desde que a estrutura do modelo contenha a estrutura real. Forsell e Ljung (1999) tecem considerações sobre qual a estrutura de modelo ideal a ser utilizada na identificação em malha fechada. De Callafon e Zeng (2003) apontam que experimentos em malha fechada permitem modelar a dinâmica das perturbações. Encontram-se alguns artigos sobre testes de identificação usando malha fechada em sistemas multivariáveis, como em Zhu (1998), onde a aplicação do método ASYM oferece bons resultados, em Barreras e Garcia-Sanz (2003), onde os resultados são apenas razoáveis, ou como em Pasadyn et al. (1999), onde os resultados não foram dos melhores. Nestes dois últimos artigos, no entanto, parece claro que as condições de identificabilidade não foram inteiramente respeitadas. Existem ainda artigos sobre simulações usando identificação em malha fechada usando MPCs, como em de Klerk e Craig (2003), com excelentes resultados.

Passamos ao próximo problema, que é a escolha do tipo de abordagem. O método direto é o mais simples e mais recomendado na maioria dos casos, mas também existem os métodos indireto, direto-indireto e algumas variações destes, descritos em Lakshminarayanan et al. (2001) ou em Forsell e Ljung (1999), aqui de forma mais extensa e cuidadosa, sem falar em Ljung (1999).

Um processo pode ser perturbado variável a variável, observando-se o efeito da perturbação em uma saída (identificação SISO), ou com perturbações em diversas variáveis simultaneamente, observando-se todas as saídas (identificação MIMO). Morari e Lee (1999) apontam as vantagens da identificação MIMO sob aspectos de modelagem do erro e

correlação entre as variáveis. Existe ainda o problema do tempo do experimento sob identificação SISO, que pode tornar estes testes quase impraticáveis (Zhu e Butoyi, 2002). Dayal e McGregor (1997) discorrem sobre os mesmos problemas e fazem um resumo sobre identificação MIMO. Gevers (2003) lembra que o principal problema da identificação MIMO era (ou ainda é, por vezes) computacional, pela dimensão do problema em tempos onde não existiam máquinas suficientemente rápidas, ou mesmo por dificuldades numéricas (problemas mal-condicionados).

A questão agora passa a ser o projeto do experimento. As condições de identificabilidade estão bem claras em Ljung (1999), pelo que é altamente recomendável aplicar-se um sinal ao processo (ver também Tsakalis (1996), cujas observações sobre controle adaptativo também são válidas para identificação *off-line*). A prática usual em testes de identificação em unidades industriais é de serem usadas perturbações nas manipuladas. Em malha fechada, no entanto, é muito interessante considerar-se a possibilidade dessas perturbações serem aplicadas nos *set-points* das controladas ou, no caso de um MPC, nas restrições ativas, segundo Zhu e Butoyi (2002) ou Lakshminarayanan et al. (2001). O tipo de sinal também tem sido alvo de inúmeros trabalhos, constituindo-se em uma área de interesse quase exclusiva de muitos pesquisadores. Godfrey et al. (2003) trazem uma relação de tipos de sinais de excitação facilmente disponíveis para uso prático, juntamente com alguns critérios a serem considerados na hora da escolha. Narashimhan et al. (2003) discorrem sobre a importância do tipo de sinal, condições de correlação cruzada, relação sinal-ruído e sobre a noção de *plant-friendliness* dos sinais. Este último conceito é também explorada em trabalhos de Rivera e Flores (2000) e Rivera et al. (2003). Há diversas propostas de sinais com algumas diferenças em relação aos tradicionais do tipo PRBS, tais como o GBS (Chen e Yu, 1997), que busca excitar o processo em diferentes frequências, ou o uso de seqüências de Hadamard (Srinivasan et al., 2001). Fica claro que sinais do tipo degrau são recomendáveis apenas para a geração de determinados tipos de pré-modelos, normalmente, pois o sinal degrau é persistentemente excitante apenas de ordem 1, como observado, por exemplo, em Ljung (1999).

Realizado o experimento, o trabalho passa a ser o cálculo do modelo. Levando-se em conta que estamos tratando apenas de problemas onde os modelos considerados são lineares,

podemos dizer que as duas linhas principais de cálculo do modelo são o Método do Erro da Predição (PEM), que pode ser encontrado com detalhes em Ljung (1999), e os diversos métodos de subespaços, mais recentes, com uma boa descrição em trabalho de Favoreel et al. (2000), apresentando uma lista de vantagens e desvantagens destes em relação aos outros. Um trabalho sobre as limitações dos métodos de subespaços é apresentado em Jansson e Wahlberg (1998). Bauer (2003) indica onde os métodos de subespaços podem funcionar bem e onde podem ser mais limitados ou mesmo falhar. Larimore (2003) reconhece, por outro lado, que a modelagem por subespaços acaba por incluir os atrasos nos modelos, e propõe modelar estes atrasos previamente com o uso de PEM. Jansson (2003) sugere ainda um novo método com o uso conjunto de técnicas PEM e de subespaços, para poder usar vantagens dos dois métodos.

A estrutura do modelo a ser usado é a próxima etapa. No caso de se usar um método de subespaços, ela já está definida. No caso de métodos PEM, podemos cair em modelos paramétricos ou não-paramétricos. Mesmo dentro de cada tipo, há uma série de possibilidades. Comercialmente, existem alguns *softwares* que usam modelos não-paramétricos do tipo FIR, mas diversos autores sugerem a superioridade dos modelos paramétricos por diversas razões (Zhu et al. (2000), Tugnait e Zhou (2000) e Forsell e Ljung (1999), entre outros). Dentre os paramétricos, existem aspectos que favorecem determinadas estruturas por problemas de estabilidade do preditor ou modelagem do erro, além dos problemas de ordem computacional que podem advir do uso de estruturas mais complexas. A ordem do modelo também pode ser importante (de Clerk e Craig (2003) ou Rivera e Flores (2000), por exemplo), podendo-se aplicar posteriormente uma redução da ordem do modelo, se necessário. Já a validação dos modelos é um tema de não muita concordância entre os autores. Embora seja comum o uso do tradicional critério de Akaike, ao longo dos anos vêm sendo colocadas algumas propostas para novos índices, como no artigo de Beheshti e Dahleh (2003), por exemplo. Hjalmarsson (2003) observa que um dos principais problemas da identificação é a inexistência de índices inequívocos de avaliação da qualidade dos modelos obtidos.

Nos anos 90, são lançadas as bases para a Identificação para Controle, muito embora o conceito básico tenha sido estabelecido nos anos 70: o problema da identificação passa a ser visto como uma tentativa de se achar um modelo aproximado. A idéia de modelo real vai

lentamente sendo abandonada. A identificação passa a ser um problema de projeto, onde as variáveis podem ser ajustadas para o fim para o qual se deseja o modelo (uma escolha entre minimização de *bias* ou variância, por exemplo) (Gevers, 2003). Este conceito é importante para trabalhos que buscam o projeto ótimo de experimentos, como em Forsell e Ljung (2000), que reconhecem que o melhor projeto sempre será sub-ótimo, mas que daí permitem concluir que se pode chegar muito próximo do ótimo. Hjalmarsson, Gevers e DeBruyne (1996) afirmam que uma melhoria do controlador já instalado pode ser conseguida através da reidentificação em malha fechada, num processo iterativo. O esquema em malha fechada será tão melhor que o em malha aberta quanto o controlador estiver mais próximo do ideal.

1.3. Descrição das etapas do trabalho

A dissertação é composta por cinco capítulos, onde se inclui esta Introdução.

No segundo capítulo, discorre-se sobre cada aspecto considerado nas escolhas feitas para a realização da identificação em MPCs já existentes. No final, propõe-se o procedimento de identificação.

No terceiro capítulo, são simuladas diversas situações de um sistema 2x2, em Matlab. É verificada a aderência dos modelos propostos aos dados da planta simulada.

No quarto capítulo, é apresentado um caso de MPC real de uma planta industrial. O seu sistema de controle é descrito. Um experimento real de perturbação da planta foi realizado como indicado no procedimento, e os seus dados são utilizados para se gerar um novo modelo, com validação cruzada e comparação com o modelo existente no MPC (que fora obtido com outra técnica). Este novo modelo foi aplicado ao MPC da planta.

No quinto capítulo, são colocadas as conclusões e sugestões para futuros trabalhos.

2. ESCOLHAS NA IDENTIFICAÇÃO DE MODELOS PARA MPC

2.1. Malha aberta ou malha fechada

A questão sobre identificação em malha fechada como alternativa à identificação em malha aberta foi bastante discutida nos anos 70, quando diversos trabalhos sobre o assunto foram lançados. Aparentemente, porém, algumas questões sobre o problema da identificabilidade em malha fechada travaram o desenvolvimento do tema (Gevers, 2003). O conceito de identificabilidade pode ser definido como as condições (dados suficientemente informativos) que permitem que a estimação de parâmetros convirja para os parâmetros “reais” no caso em que o conjunto de modelos contiver o sistema (ou sistema “real”). A identificação em malha fechada era vista como algo a evitar, com a exceção de casos em que o seu uso não fosse contornável, como alguns sistemas que têm comportamento instável em malha aberta, sistemas econômicos ou biológicos que trabalham em malha fechada ou plantas onde a operação em malha aberta possa trazer grandes riscos de qualidade ou segurança.

No início dos anos 90, a necessidade de se obterem melhores modelos para MPCs, aliada aos estudos de Controle Robusto, trouxe este assunto de volta. Visto que o comportamento da dinâmica de uma planta é diferente quando o consideramos em malha aberta ou em malha fechada, é mais interessante tentar recuperar a dinâmica com o uso do próprio controlador já instalado na planta, que fornecerá dados mais relevantes para a definição do novo modelo para o controlador (Van den Hof, 2004).

Consideremos o seguinte sistema:

Figura 2.1-1 - Sistema em malha fechada típico

O sistema real pode ser escrito como

$$y(t) = G_0 u(t) + v(t) = G_0 u(t) + H_0 e(t)$$

onde $y(t)$ são as saídas do processo, $u(t)$ são as entradas, G_0 é o modelo real do processo, H_0 é o modelo real do erro e $e(t)$ é ruído branco com média zero.

As equações do sistema em malha fechada são

$$\begin{aligned} y(t) &= G_0 C S_0 r(t) + S_0 v(t) \\ u(t) &= S_0 C r(t) - C S_0 v(t) \end{aligned}$$

onde C é o controlador, $r(t)$ é um sinal de referência adicionado ao processo e S_0 é a função sensibilidade

$$S_0 = \frac{1}{1 + C G_0}$$

Este sistema pode ser identificado se o experimento for suficientemente informativo e se o conjunto de modelos contiver o sistema real, independentemente se o sistema está ou não em malha fechada.

A garantia de identificabilidade é dada por uma das seguintes condições (Ljung, 1999, Cap. 13):

- o sinal injetado é persistentemente excitante (a possibilidade da entrada do processo já ser persistentemente excitante por si só não é garantia de experimento informativo, pois o controlador pode ser simples demais)
- o controlador é não-linear, variante no tempo ou de ordem suficientemente alta (a não-linearidade do controlador pode ser obtida pela presença de restrições ativas)
- o sistema é submetido a dois controladores diferentes

A melhor forma de garantir a identificabilidade é inserindo um sinal persistentemente excitante, pois a atividade do controlador nem sempre é muito previsível, pelo que as condições necessárias podem não ser atingidas.

Mesmo o experimento sendo informativo, alguns métodos usados em malha aberta falham quando aplicados em malha fechada. Este problema será discutido posteriormente.

Desde que se garantam as condições de identificabilidade, podem-se apontar algumas considerações de ordem prática:

- testes industriais em malha aberta deixam a operação exposta a distúrbios ao processo que podem levar a produtos fora de especificação, por exemplo
- testes em malha fechada são mais fáceis de ser realizados, já que a ação manual pode ser praticamente eliminada
- a ação de *feedback* tem, ao mesmo tempo, a propriedade de reduzir as variações do processo (o que seria um problema para a identificação) e de permitir que sinais de maior amplitude sejam inseridos no processo sem aumentar a potência de saída, o que compensa a primeira característica e torna a identificação em malha fechada ótima em sistemas com restrições na saída
- testes em malha aberta podem despertar não-linearidades, o que pode levar a modelos não adequados para a região normal de operação

2.2. Tipos de abordagem

Os principais métodos de identificação utilizados para malha fechada são os seguintes:

- Método direto: o método de erro da predição (PEM) pode ser usado aqui como se fosse na identificação em malha aberta. O controlador C e o sinal de referência r são ignorados e utiliza-se a entrada u e a saída y para o cálculo do modelo.
- Método indireto: a identificação é realizada como se o sinal de referência r fosse a entrada do processo, em conjunto com a saída y . A partir deste sistema em malha fechada, calcula-se o modelo da planta a partir do conhecimento do controlador C .
- Método conjunto de entrada e saída: tanto a entrada u e a saída y são considerados como as saídas de um sistema cuja entrada é o sinal de referência r e o ruído v .

As principais características destes métodos são:

1) Método direto

- funciona independentemente da natureza do controlador
- não necessita de algoritmos ou *softwares* específicos
- fornece consistência (modelos sem *bias*) e precisão ótima, independentemente da natureza do *feedback*, desde que a estrutura dos modelos da planta e do ruído contenha o sistema real
- requer um modelo adequado do ruído para evitar *bias* no modelo da planta (experimentos muito ruidosos podem ser um problema para o método direto)
- sistemas instáveis ou com restrições podem ser tratados sem problemas, desde que o sistema seja estável em malha fechada e o preditor seja estável

2) Método indireto

- requer perfeito conhecimento do controlador
- pode ser de difícil solução analítica
- não tem ordem do modelo pré-definida
- não funciona se o controlador apresentar não-linearidades (por exemplo, restrições ativas)
- é equivalente ao método direto aplicado com um modelo do ruído que contenha o controlador

3) Método conjunto de entrada e saída

- fornece estimativa consistente do sistema independentemente dos modelos de ruído usados, desde que o controlador tenha *feedback* com uma determinada estrutura linear
- permite realizar a identificação não só dos modelos da planta e do ruído como também do controlador

Existem outros métodos mais recentes, como a parametrização *taylor-made*, o método de dois estágios ou a parametrização Youla dual, por exemplo, descritos extensivamente em Van den Hof (2004), e o método da projeção, descrito em Forsell e Ljung (1999).

Em condições normais de ruído não muito alto, o método direto é a escolha natural para a identificação em malha fechada, dadas as propriedades estatísticas, simplicidade e aplicabilidade geral deste método. O problema principal com o método direto é que às vezes os modelos obtidos podem ter *bias*. Para evitar este problema, pode-se identificar com um

modelo de alta ordem, que tem um *bias* pequeno, e reduzi-lo posteriormente a um outro modelo de baixa ordem (a estrutura do modelo não precisa permanecer a mesma).

2.3. Identificação SISO ou MIMO

O problema do número de variáveis na identificação começa pelo aspecto de que é mais confortável observar-se visualmente o comportamento de cada par de variáveis de forma isolada. No entanto, um conjunto de identificações SISO não garante que um modelo multivariável composto a partir da sua soma tenha bom desempenho.

Outro importante aspecto é o tempo gasto em identificações SISO em processos de grande porte. A identificação com este procedimento pode levar muitas horas ou dias, acarretando grandes custos, além de se correr o risco dos diferentes testes serem feitos em condições diferentes da planta, entre um e outro teste.

Em termos práticos, se as variáveis de um determinado processo não tiverem correlação alguma entre si, a não ser cada par de entrada e saída, não haveria qualquer problema em se realizar um teste multivariável, sabendo-se de antemão que cada manipulada afetaria apenas uma controlada. No caso oposto, fica claro que num processo onde as variáveis são muito correlacionadas testes realizados isoladamente uns dos outros deixarão escapar influências importantes para o modelo do processo. No caso em que este modelo será usado para controle, esta importância aumenta, na medida em que a ausência de algumas influências no modelo pode retirar estabilidade do controlador.

Assim sendo, a principal questão sobre o emprego de identificação multivariável parece relacionado com a incerteza se um determinado experimento consegue ou não trazer informação suficiente para se determinarem todos os modelos. O problema, então, passa a ser como projetar um experimento que seja suficientemente informativo.

2.4. Projeto do experimento

O projeto do experimento é determinante para a obtenção de dados suficientemente informativos. Como já observado no item 2.1, para a identificação em malha fechada o melhor procedimento é adicionar-se um sinal ao processo. As características desse sinal devem ser estabelecidas levando-se em conta uma série de critérios.

Enquanto as perturbações em malha aberta costumam ser introduzidas nas manipuladas, em malha fechada o melhor ponto para estes sinais serem adicionados é nos *set-points* (ou restrições ativas) das controladas. Esta é uma vantagem adicional da identificação em malha fechada: o processo pode ser mantido em controle durante todo o tempo do experimento, pois as manipuladas agem de acordo com o que os *set-points* ou limites das controladas pedem para que seja realizado. No entanto, este procedimento pode não garantir um experimento suficientemente informativo, pois o controlador pode não movimentar as manipuladas tanto quanto seria desejável. Para tal, é necessário que se verifiquem previamente alguns parâmetros do controlador, tais como os limites operacionais das manipuladas e das controladas e os parâmetros de sintonia, que poderão limitar a ação do controlador em níveis baixos de excitação.

Um sinal de perturbação para identificação de um sistema linear deve ter duas características: ser pequeno o suficiente para minimizar distorções não-lineares e grande o suficiente para minimizar os efeitos do ruído. Na identificação em malha fechada, a primeira característica tem uma importância relativa menor, em virtude da presença do *feedback* do controlador, pelo que acaba sendo mais importante tentar aplicar-se a maior amplitude possível nos sinais de perturbação.

Outra característica desejável deste sinal é ser facilmente aplicável no processo. Sinais determinísticos tipo PRBS (sinais binários pseudo-randômicos) são fáceis de serem gerados e programados em sistemas digitais de controle. Os sinais podem ser gerados de forma a ter correlação cruzada próxima de zero, o que garante que os vetores são independentes (ortogonais), o que é uma condição necessária para se identificar adequadamente os efeitos de cada um dos sinais nas controladas. Outra característica do sinal PRBS é ter auto-correlação similar a um ruído branco, o que o PRBS também apresenta. Para se desfrutar de todas as

características do PRBS, deve ser usado um sinal de máxima duração (com $2^n - 1$ chaveamentos). Existem outros sinais com características semelhantes, como Hadamard, GBS ou somas de senóides. Neste trabalho, vamos nos ater ao PRBS.

A duração total de um experimento de identificação deveria ser a maior possível, ou a menor possível, conforme o ponto de vista. Um experimento maior fornece mais dados para identificação, melhorando a estimativa dos parâmetros; por outro lado, ele permite a inclusão de distúrbios que terão maior possibilidade de se manifestar com um tempo maior, gerando não-linearidades, além do fato de que qualquer experimento tem custo, por obrigatoriamente não se conseguir operar próximo dos limites durante este teste. Na prática, a duração de um experimento é tão grande quanto necessário para ser suficientemente informativa, dentro do menor tempo possível.

Um outro ponto importante quanto ao experimento é prever uma determinada quantidade de dados a mais para se poder realizar validação cruzada (validar o modelo com dados não usados para a identificação). Idealmente, é interessante conseguir uma quantidade de dados igual àquela usada para identificação, e isso pode ser conseguido simplesmente com uma sequência PRBS de idêntico tamanho e subsequente à primeira.

Um conjunto possível de critérios para definir os sinais PRBS é o seguinte:

$$T \geq 2N_u T_s$$

$$T_{sw} = \left(\frac{1}{10} \dots 1 \right) t_{dom}$$

$$T_{sw} \leq \frac{2.78 t_{dom}^L}{a_s}$$

$$N_s = 2^n - 1 \geq \frac{2pb_s t_{dom}^H}{T_{sw}}$$

onde T - Tempo total do experimento

T_s - Tempo de estabilização

N_u - Número de entradas

T_{sw} - Tempo entre possíveis chaveamentos

t_{dom}^L - Constante de tempo dominante, estimativa mínima

t_{dom}^H - Constante de tempo dominante, estimativa máxima

- a_s - razão de resposta entre malha aberta e malha fechada
- b_s - fator de tempo de estabilização
- n - ordem do PRBS
- N_s - número de chaveamentos do PRBS

Este conjunto de critérios é uma compilação de recomendações que podem ser encontradas em Zhu e Butoyi (2002), de Klerk e Craig (2003), Rivera e Flores (2000) e McFarlane e Rivera (1992).

2.5. Critérios de identificação

Os métodos PEM (*Prediction-Error identification Methods*) baseiam-se na idéia de que um modelo pode ser avaliado pelo grau de afastamento dos valores observados contra os valores preditos. Dada uma determinada estrutura de modelo, o melhor conjunto de parâmetros será aquele que vai minimizar este erro de predição. A questão principal é como definir um critério para a minimização do erro. Normalmente, aplica-se um filtro estável linear ao erro da predição (definido como a diferença entre os valores observados e os valores da predição) e usa-se um critério como o de mínimos quadrados para minimizar a somatória destes valores com o objetivo de se encontrar o conjunto de parâmetros do modelo que satisfaça esta condição.

Os métodos de subespaços assumem que um sistema pode ser sempre descrito na forma de um modelo em espaços de estados e que este modelo pode ser estimado utilizando-se técnicas de mínimos quadrados. Existe uma série de variantes para estes métodos, que têm como principal vantagem a facilidade computacional.

No caso de identificação em malha fechada, os métodos do erro da predição garantem a consistência do modelo (ressalvadas as condições apresentadas no item 2.2), o que não é conseguido pelos métodos de subespaços. Esta característica é determinante para a escolha de um método PEM para problemas de identificação em malha fechada.

2.6. Estrutura do modelo

Uma das condições necessárias para o método direto funcionar adequadamente é que o preditor seja estável. Um preditor estável significa que quaisquer pólos instáveis do modelo da planta G devem estar também no modelo do ruído H . Os modelos paramétricos do tipo ARX ou ARMAX satisfazem esta condição.

A escolha da estrutura do modelo depende de alguns aspectos, no caso da identificação em malha fechada:

- o número de parâmetros necessários, ou o quanto o modelo é compacto
- a complexidade numérica da estimação dos parâmetros
- a consistência obtida com esta estrutura

A estrutura FIR, não paramétrica, é a base para muitos *softwares* de identificação. Esta classe de modelos tem problemas para uso em processos com dinâmica lenta, que exigem muitos parâmetros e causam erro de variância grande. Ao mesmo tempo, pode ocorrer erro de *bias* devido ao truncamento.

Modelos paramétricos do tipo ARX e ARMAX são compactos, pelo que são preferíveis frente à estrutura FIR. Já entre os dois, a complexidade para cálculo de um modelo ARMAX multivariável é muito maior que a necessária para calcular um modelo ARX. A forma de cálculo iterativa do ARMAX leva, por vezes, a problemas de mínimos locais e de convergência, pelo que o ARX é preferível, em geral.

O principal problema do método direto, como já mencionado no item 2.2, é a presença de ruído alto ou a incapacidade do modelo de representar o ruído de forma consistente. Uma forma de contornar este problema é o uso de um ARX de alta ordem.

2.7. Identificação para controle

Identificação para controle é uma idéia que foi desenvolvida nos anos 90 surgida da necessidade de se conseguirem melhores modelos para controle. Algumas razões para este desenvolvimento são:

- o controle de processo talvez seja a principal motivação para se realizarem identificações
- controle de alta performance pode ser conseguido freqüentemente com modelos muito simples
- não existia conexão clara entre a identificação de sistemas e a teoria de controle robusto desenvolvida nos anos 80
- a pesquisa sobre identificação para controle trouxe algumas novas ferramentas práticas para uso industrial

A principal questão no início era sobre quais seriam as qualidades que um modelo deve possuir para que o controlador consiga atingir um determinado nível de performance na planta.

Alguns estudos confirmaram a vantagem de um esquema iterativo de atualizações do modelo e do controlador, e apareceram comprovações de que, quando o modelo é identificado para uso num controlador, a identificação em malha fechada gera melhores resultados que em malha aberta. Esta idéia veio em contraposição a outra segundo a qual era necessário abrirem-se as malhas para se produzir um experimento válido para identificação.

Uma importante conclusão destes estudos é que um controlador pode ser reidentificado em malha fechada gerando um novo modelo que estará mais próximo do modelo ideal que o anterior. Idealmente, o melhor controlador a ser usado para identificação é o que contém o modelo real.

Os estudos de identificação para controle dividem-se basicamente naqueles que visam reduzir o erro de *bias* e nos que visam reduzir o erro da variância. O projeto do experimento é realizado visando atender um dos dois objetivos.

Dentro da idéia de Identificação para controle, a identificação *on-line* é um tema que se tem desenvolvido nos últimos anos, embora a idéia original venha dos anos 60. Controladores robustos suportam modelos com um determinado desvio do processo real, mas mesmo nestes casos a degradação dos modelos pode se tornar grande demais. Por outro lado, um MPC funciona tão melhor quanto o modelo estiver mais próximo da planta e para isso é desejável que o processo de reidentificação seja realizado de tempos em tempos. A identificação *on-line* pode resolver esta questão.

Um artigo de Schouche et al. (1998) propõe um MPC modificado para incluir uma condição de excitação persistente (PE) como restrição do problema de otimização do controlador. O controlador resultante (MPCI – controle preditivo e identificação simultâneos) pode ter esta restrição ligada ou desligada conforme haja interesse em se realizar a identificação e dispensa a adição de sinais externos (um PRBS, por exemplo). A condição PE depende apenas do vetor de entradas, e é uma restrição envolvendo este vetor que garante a persistência de excitação. Algumas características do MPCI são:

- O problema resultante é não-convexo, contrariamente a um MPC convencional.
- Uma variável é introduzida para garantir a solução do problema (evitar que ele seja *infeasible*).
- Em adição aos parâmetros habituais de sintonia de um MPC, o MPCI traz alguns parâmetros como nível de excitação, tamanho da janela de identificação, peso da restrição adicional e fator de esquecimento. Todos estes parâmetros são importantes para se conseguirem bons resultados, e este é um assunto que ainda precisa ser desenvolvido.
- No problema de otimização, não existe garantia de convergência para um mínimo global.

No presente estudo, o MPCI não será utilizado em virtude do caso industrial se basear no LDMC (Linear Dynamic Matrix Control). Para esta aplicação, seria necessário modificar o controlador.

2.8. Resumo das escolhas para o problema proposto

O problema proposto é conseguir um modelo melhor para um MPC industrial. Desta forma, o seguinte conjunto de opções será usado na identificação:

- Malha fechada
com o objetivo de manter o processo em controle durante o experimento e aproveitar as características do controlador para obter um modelo mais adequado para controle
- Método direto
apropriado para este caso, em que o nível de ruído não é muito alto e estaremos usando um MPC com restrições, o que faz que ele tenha comportamento não-linear
- Identificação multivariável
para tentar captar as correlações entre as variáveis e diminuir o tempo total do experimento
- Sinais tipo PRBS
fáceis de gerar e de programar, persistentemente excitantes de alta ordem, não correlacionados
- Utilização do Método do erro da predição
fornece estimativas consistentes e precisão ótima sem a necessidade de conhecimento do controlador
- Modelo com estrutura ARX
modelo compacto, com baixa complexidade para o cálculo e gera identificação consistente em malha fechada

3. Identificação em malha fechada com MPC

3.1. Aplicação da estratégia de identificação proposta ao MPC do Matlab

Este capítulo tem como objetivos:

- estudar a influência de diversos parâmetros na identificação (ordem na e nb do modelo ARX, período do PRBS, relação ruído/sinal, tipo de ruído, duração total do experimento como consequência da ordem do PRBS empregado)
- determinação e verificação da eficiência de busca da matriz de tempos mortos (seguindo a idéia de Ljung (1999) e Larimore (2003)).
- observar o resultado de uma ou mais perturbações do tipo degrau (multivariável) em casos com e sem ruído

Para tal, algumas rotinas em Matlab foram desenvolvidas e estão apresentadas no Apêndice. A idéia principal era usar o máximo de recursos disponíveis nos toolboxes do Matlab e apenas desenvolver pequenos conjuntos de comandos que possibilitassem realizar o trabalho da forma mais automatizada possível, inclusive visando o uso em unidades industriais. O Matlab é bastante completo para identificação SISO de sistemas lineares, mas necessita de alguma adaptação para a identificação MIMO.

A rotina B realiza a busca da matriz de tempos mortos que minimiza o Critério de Informação de Akaike (AIC), para uma determinada ordem de ARX. O AIC é definido como

$$\log(V) + \frac{2d}{N}$$

onde V é a função perda, d é o número de parâmetros estimados e N é o número de dados estimados (Ljung, 2002). A função perda é definida por

$$V = \frac{1}{2N} \sum_{t=1}^N \mathbf{e}^2(t, \mathbf{q}) = \frac{1}{2N} \sum_{t=1}^N [y(t) - \mathbf{j}^T(t) \mathbf{q}]^2$$

onde $\mathbf{e}$ é o erro de predição do modelo, $y(t)$ é o vetor de valores observados, $\mathbf{j}(t)$ é o vetor de dados usados para a predição do modelo e $\mathbf{q}$ é o conjunto de parâmetros do modelo (Garcia, 2001).

A rotina B segue o seguinte algoritmo:

- a faixa de busca dos tempos e as ordem na e nb do modelo ARX são entradas da rotina
- varia-se um elemento da matriz de tempos mortos por vez ao longo da faixa e armazena-se aquele referente ao AIC mínimo
- fixa-se este elemento e segue-se para o próximo
- continua-se percorrendo todos os elementos da matriz até se chegar ao último
- com a matriz de tempos mortos definida, volta-se a percorrer todos os elementos
- se a nova matriz for diferente da encontrada na última iteração, continua-se a busca até ela não se alterar

Este algoritmo assume que as direções de mínimo dentro de cada elemento da matriz são as mesmas independentemente da ordem em que se faz a busca. Foram feitos alguns testes durante os estudos alterando-se o ponto inicial da busca sempre se atingindo os mesmos resultados. Em sistemas reais, poderá haver o risco de se atingir um ponto de mínimo local, mas este caso não foi observado neste trabalho.

A rotina IMF gera a resposta do controlador às perturbações realizadas ao sistema e é composta pelos seguintes passos:

- as funções de transferência são inseridas no problema através da função POLY2TFD.
- o modelo de resposta ao degrau unitário é obtido através da função TFD2STEP.
- uma matriz de ruído branco é gerada (ou, alternativamente, um ruído composto de ruído branco e uma função senoidal mais lenta).
- uma matriz de sinais PRBS é gerada por meio da função IDINPUT. Esta função tem a característica de conseguir gerar os diferentes sinais PRBS com correlação mínima entre eles (ou máxima ortogonalidade). A amplitude de cada sinal pode ser definida em separado. Os sinais funcionam como *set-points* das controladas,

conforme já referido no item 2.8. Pode-se usar ainda uma perturbação degrau multivariável, com os degraus sendo dados simultaneamente ou de forma separada.

- uma outra matriz PRBS (diferente da primeira) é gerada para se poder realizar validação cruzada
- a simulação da ação do controlador é conseguida através da função CMPC, que é um controlador com restrições nas manipuladas e nas controladas. No decorrer da simulação, no entanto, é recomendável deixar os limites das controladas abertos. No fundo, as controladas serão consequência da ação das manipuladas, que estão sendo comandadas pelos sinais de referência.

O CMPC do Matlab (Figura 3.1-1) simula sistemas em malha fechada com restrições nas entradas e/ou saídas usando modelos de resposta ao degrau. Todas as variáveis de entrada e saída têm condição inicial igual a zero, pelo que a simulação vai sempre representar um desvio da origem. Este controlador foi escolhido por já estar disponível no Matlab e pela simplicidade de configuração, além de usar modelos de resposta ao degrau (semelhantemente ao controlador industrial que seria estudado) e permitir a inclusão de restrições nas entradas e nas saídas.

Figura 3.1-1 - Esquema do sistema com o controlador CMPC

O controlador CMPC tem como função objetivo

$$\min_{\Delta u(k), \dots, \Delta u(k+m-1)} \sum_{l=1}^p \|\Gamma_l(y_{k+l/k} - r_{k+l})\|^2 + \sum_{l=1}^m \|\Lambda_l(\Delta u_{k+l-1})\|^2$$

onde $\Delta u(k) \dots \Delta u(k+m-1)$ é o vetor de movimentos de controle presente e futuros, $y(k+l/k)$ é a saída no instante $(k+l)$ calculada no instante k , $r(k+l)$ é o vetor de valores de referência futuros no instante $(k+l)$ (ou *set-points* das saídas), p é o número de instantes preditos (horizonte de predição), m é o número de movimentos de controle, Γ é a matriz de fatores de importância (pesos das saídas ou controladas) e Λ é a matriz de fatores de supressão (pesos das entradas ou movimentos de controle).

O CMPC considera que podem existir restrições nas entradas e nas saídas, da seguinte forma:

Restrições nas entradas

$$u_{\min}(l) \leq u(k+l) \leq u_{\max}(l)$$

Restrições nas variações das entradas

$$|\Delta u(k+l)| \leq \Delta u_{\max}(l)$$

Restrições nas saídas

$$y_{\min}(l) \leq y(k+l|k) \leq y_{\max}(l)$$

O controlador CMPC calcula o vetor Δu que minimiza a função objetivo sujeita às restrições a cada instante e aplica apenas a primeira ação de controle. Para tal, um problema de programação quadrática é resolvido a cada passo.

A definição dos parâmetros do controlador é determinante para o seu desempenho:

- Valores altos dos elementos da matriz Λ (matriz de fatores de supressão do movimento das entradas) levam a uma ação mais suave do controlador, o que pode ser não muito conveniente para a identificação (por exemplo, o experimento pode ser mais afetado pelo ruído). Da mesma forma, elementos muito diferentes dentro da matriz podem causar uma ação de controle efetuada apenas por uma ou duas variáveis. Um controlador mal sintonizado pode levar a não se conseguir um

experimento suficientemente informativo. A identificação pode ser mal sucedida quanto a uma ou mais variáveis se a sintonia não for adequada.

- O mesmo princípio aplica-se à matriz Γ (fatores de importância das saídas). Um peso muito pequeno quanto a uma das controladas em relação às outras pode deixá-la abandonada pelas manipuladas, e a identificação terá menos probabilidade de sucesso.
- As restrições nas entradas limitam a variância dos sinais de entrada, o que pode também limitar a qualidade da informação. Num caso prático (um experimento industrial), estas restrições deveriam ser mantidas apenas nos limites estritamente necessários por razões de segurança, garantia dos equipamentos ou da qualidade dos produtos. Este problema é particularmente importante neste caso porque as perturbações são aplicadas aos sinais de referência, que são os *set-points* das controladas, que por sua vez levam o controlador a procurar aplicar um conjunto de movimentos de controle que conduzam as controladas aos set-points. Esta forma indireta de se manipularem as entradas acaba por não permitir o domínio absoluto dos movimentos de controle, não garantindo por si só que o experimento é informativo.
- As restrições das variações das entradas podem limitar a sua ação, levando a casos em que não se consegue atingir uma determinada condição de estabilidade, por exemplo, que poderia ser atingida se esta limitação estivesse ausente. Podem ocorrer casos em que a ação de controle se comporte como uma série de rampas, em decorrência desta restrição, que deveria ser o mais aberta possível, dentro das mesmas considerações de processo apontadas no item anterior.
- As restrições nas saídas, nas simulações, devem ser mantidas abertas. A aplicação dos sinais de referência (*set-points*) é que vai determinar o movimento das entradas. No caso industrial estudado, com o uso do controlador LDMC, as saídas são tratadas de um modo um pouco diferente, que será discutido posteriormente.

Os parâmetros do controlador que foram utilizados nas simulações são os seguintes:

- *planta*, modelo de resposta ao degrau unitário da planta
- *modelo*, modelo de resposta ao degrau unitário configurado no controlador, assumido sempre como igual ao modelo da planta
- *ywt*, vetor de pesos das controladas (Γ , sintonia do controlador)

- uwt , vetor de pesos das manipuladas (Λ , sintonia do controlador)
- M , número de movimentos de controle
- P , horizonte de predição
- $tend*2^n$, tempo total da simulação (período do PRBS x duração do PRBS)
- r , matriz de sinais de referência inseridos nos *set-points* das controladas
- $ulim$, vetor de restrições das manipuladas, incluindo limites máximos de variação (u_{min} , u_{max} , Δu_{max})
- y_{lim} , vetor de restrições das controladas (y_{min} , y_{max})
- $erro$, matriz de distúrbios

Para a determinação dos modelos de respostas ao degrau unitário, temos ainda os seguintes parâmetros:

- tam , tempo de amostragem
- t_{final} , número de pontos do modelo

Nos casos que foram estudados, foram definidos os seguintes valores de parâmetros:

- $ywt = [1 \ 1]$
- $uwt = [1 \ 1]$
- $M = 2$
- $P = 6$
- $ulim = [-0.5 \ -0.5 \ 0.5 \ 0.5 \ 1 \ 1]$
- $y_{lim} = [-inf \ -inf \ inf \ inf]$ (sem restrições)
- $tam = 1$
- $t_{final} = 90$

Como estaremos usando o método de identificação direta, usaremos as entradas u e as saídas y como dados para identificação.

A rotina Variador tem como finalidade permitir que várias situações sejam rodadas em sequência e comparadas posteriormente umas com as outras. Podem-se manipular as seguintes variáveis:

- ordens na e nb do ARX
- período do PRBS

- relação ruído/sinal (variância do ruído / variância do sinal de referência)
- ordem do PRBS (a variável n na relação $2^n - 1$ – número de chaveamentos possíveis do PRBS)

3.2. Um exemplo: um caso 2x2

O sistema escolhido para estudo é um exemplo do próprio *toolbox de Model Predictive Control* do Matlab que foi proposto por Morari e Ricker (1998) e é o seguinte:

$$\begin{bmatrix} y_1(s) \\ y_2(s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{12,8e^{-s}}{16,7s+1} & \frac{-18,9e^{-3s}}{21,0s+1} \\ \frac{6,6e^{-7s}}{10,9s+1} & \frac{-19,4e^{-3s}}{14,4s+1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1(s) \\ u_2(s) \end{bmatrix}$$

O roteiro da simulação seguiu o seguinte plano:

- 1) Realizar uma busca inicial da ordem do ARX adequada (na e nb) para uma simulação sem ruído
- 2) Fixada uma ordem, calcular o modelo com o tempo morto e validar os resultados
- 3) Realizar uma busca do período e ordem do PRBS que possam melhorar os resultados
- 4) Voltar a buscar a ordem do modelo com os novos valores de período e ordem do PRBS
- 5) Calcular o modelo final para o caso sem ruído e validar os resultados
- 6) Estudar a influência da inserção de ruído branco, em diversos níveis
- 7) Estudar a influência da mudança do tipo de ruído (periódico), para os mesmos casos anteriores
- 8) Identificar o sistema com a troca do sinal PRBS por um degrau multivariável em tempo único (com e sem retorno à origem) ou tempos separados

Para se definirem as condições do PRBS utilizado e de tempo total de experimento, consideraram-se as proposições do capítulo 2.4:

$$T \geq 2N_u T_s$$

$$T_{sw} = \left(\frac{1}{10} \dots 1 \right) t_{dom}$$

$$T_{sw} \leq \frac{2.78 t_{dom}^L}{a_s}$$

$$N_s = 2^n - 1 \geq \frac{2p b_s t_{dom}^H}{T_{sw}}$$

Podemos tomar a_s como 2 e b_s como 3, e assim teremos

$$T \geq 2N_u T_s \geq 2 * 2 * 3 * 21 \geq 252$$

$$T_{sw} = \left(\frac{1}{10} \dots 1 \right) * 21 = (2.1 \dots 21)$$

$$T_{sw} \leq \frac{2.78 t_{dom}^L}{a_s} \leq \frac{2.78 * 21}{2} \leq 29.19$$

$$N_s = 2^n - 1 \geq \frac{2p b_s t_{dom}^H}{T_{sw}} \geq \frac{2p * 3 * 21}{T_{sw}} \geq \frac{395.8}{T_{sw}}$$

Uma escolha que satisfaz estas condições é o período do PRBS igual a 6 e a ordem do PRBS igual a 6. Estes números determinam o tempo total do experimento (6 x 63 segundos, mais o tempo para retornar a zero – estado inicial), já que se usou apenas uma sequência integral de PRBS (não há interesse em se prolongar o tempo do experimento além do necessário, pelas razões já apresentadas no capítulo 2).

O procedimento de experimento consiste em se adicionar um sinal (PRBS, na maioria dos casos estudados aqui) ao sistema, atuando nos *set-points* das controladas. O sistema está em malha fechada, sendo controlado pelo controlador CMPC, com restrições nas manipuladas (as restrições das controladas foram deixadas abertas). Pode-se adicionar ruído de diferentes tipos e amplitudes.

O sistema é identificado através do método direto e de um modelo ARX, usando-se o AIC como critério. É feita uma busca do tempo morto, conforme explicado no capítulo 3.1. A validação é realizada com um outro conjunto de dados simulados por meio de um outro conjunto de sinais, diferente do primeiro, sendo assim uma validação cruzada. É utilizada a

função COMPARE do Matlab, que compara as respostas do sistema submetido às perturbações com a simulação livre do modelo obtido na identificação através do índice *fit*:

$$fit = 100 * (1 - \text{norma}(y_h - y) / \text{norma}(y - \text{média}(y)))$$

Figura 3.2-1 – Busca inicial da ordem

onde y_h é a saída proveniente da simulação através do modelo e y é a saída medida. Em alguns casos, são comparados os modelos de resposta ao degrau unitário com as respostas do sistema.

Na busca inicial de ordem do modelo ARX, iniciou-se pela escolha de uma faixa de 1 a 3 tanto para na quanto para nb , já que o modelo escolhido é de primeira ordem. Os resultados estão na Figura 3.2-1.

Pode-se observar que a ordem 1, tanto para na quanto para nb , não é adequada. Na realidade, é normal usar-se sempre pelo menos uma ordem de ARX acima da ordem do

modelo. Nota-se que não parece haver muita diferença entre ordem 2 e 3, pelo que vamos usar $na=nb=2$ para os próximos cálculos.

Figura 3.2-2 – Perturbações PRBS, $na=nb=2$, sem ruído

Figura 3.2-3 - Controladas e manipuladas, $na=nb=2$, sem ruído

O sinal empregado na simulação está na Figura 3.2-2 e as entradas (manipuladas) e saídas (controladas) estão na Figura 3.2-3.

A busca do tempo morto alcançou os valores reais. Os AICs correspondentes aos valores reais são muito menores que os outros valores experimentados (Figura 3.2-4).

Figura 3.2-4 – Busca do tempo morto, $na=nb=2$, sem ruído

Nos restantes gráficos deste trabalho, os dados relativos à controlada 1 (y_1) ou à manipulada 1 (u_1) estarão na cor azul e os dados da controlada 2 (y_2) ou da manipulada 2 (u_2) estarão na cor verde, quando não indicadas.

Usando-se a função COMPARE (Figura 3.2-5) e as respostas ao degrau unitário (Figura 3.2-6), pode-se verificar que o modelo obtido é bastante bom.

Figura 3.2-5 - Comparação do modelo com o sistema, $na=nb=2$, sem ruído

Como próximo passo, estudou-se como os resultados podem ser influenciados pelo período do PRBS empregado e pela sua ordem. Variou-se o período de 4 a 20 (de 1/5 até uma constante de tempo, considerando-se a maior do sistema), de 2 em 2 segundos, e a ordem do PRBS de 6 a 8, resultando em 63, 127 e 255 chaveamentos (

Figura 3.2-6 - Respostas ao degrau unitário, $na=nb=2$, sem ruído

Figura 3.2-7 - Período do PRBS x Ordem do PRBS

Os resultados mostram que quanto maior for o período menor será o AIC, e que a ordem do PRBS na faixa considerada não tem grande importância. No caso estudado, sem ruído, em testes com maior duração podemos estar comparando períodos de tempo onde já atingimos o estado estacionário, onde não temos dados interessantes para identificação. Vemos também que os valores de AIC de toda a faixa são baixos (pode-se comparar com os valores encontrados para tempos mortos diferentes dos reais, por exemplo), de onde se pode concluir que na faixa de valores do estudo não haveria grande diferença na escolha destes parâmetros para obtenção do melhor modelo. Ainda assim, como parece ocorrer uma pequena inflexão quando o período é igual a 8s, vamos escolher este período e manter a ordem do PRBS igual a 6 para prosseguir com as simulações.

Uma nova busca da melhor ordem com os valores escolhidos está apresentada na

Figura 3.2-8. Observa-se que os valores de AIC variam numa faixa muito pequena, e que o ponto de mínimo está com $na=nb=3$ (embora muito próximo de $na=nb=2$). Vamos tomar estes valores para seguir as simulações.

Figura 3.2-8 - Busca da ordem com Período = 8 e Ordem PRBS = 6

Os dados utilizados para a identificação são o resultado da simulação com o PRBS escolhido (Figura 3.2-9) e estão na Figura 3.2-10. Também não houve dificuldades com a busca do tempo morto (Figura 3.2-11).

Figura 3.2-9 - Perturbações, $na=nb=3$, sem ruído

Figura 3.2-10 - Controladas e manipuladas, $na=nb=3$, sem ruído

Figura 3.2-11 - Busca do tempo morto, $na=nb=3$, sem ruído

A validação do modelo obtido também apresenta bons resultados, tanto usando a função COMPARE (Figura 3.2-12) quanto com as respostas ao degrau unitário (Figura 3.2-13). Na realidade, há pouca diferença entre este modelo e o obtido anteriormente com $na=nb=2$.

Figura 3.2-12 - Comparação do modelo com o sistema, $na=nb=3$, sem ruído

Figura 3.2-13 - Respostas ao degrau unitário, $na=nb=3$, sem ruído

Finalmente, o modelo ARX obtido é o seguinte:

$$A_0*y(t)+A_1*y(t-T)+ \dots + A_n*y(t-nT) = \\ B_0*u(t)+B_1*u(t-T)+ \dots +B_m*u(t-mT) + e(t)$$

A0:	1	0
	0	1
A1:	-2.1776	-0.0009
	-0.0000	-2.1455
A2:	1.4573	0.0011
	0.0002	1.4047
A3:	-0.2760	-0.0005
	-0.0002	-0.2550
B0:	0	0
	0	0
B1:	0	0
	0	0
B2:	0.7434	0
	0	0
B3:	-0.9191	0
	0	0
B4:	0.2185	-0.8780
	0	-1.3014
B5:	0	1.0778
	0	1.5784
B6:	0	-0.2562
	0	-0.3562
B7:	0	0
	0	0
B8:	0	0
	0.5785	0
B9:	0	0
	-0.7137	0

B10: 0 0
 -0.1618 0

Para a análise da influência do ruído na determinação do modelo em malha fechada através do método direto, usou-se ruído branco com distribuição normal (Figura 3.2-14), através da função do Matlab RANDN, que tem variância e desvio padrão igual a 1, com média igual a 0. Escolheu-se uma faixa de relação ruído/sinal (esta relação é relativa ao sinal de referência inserido no sistema) bem ampla, de $1E-8$ até 1. Este último valor é bastante alto e relativamente incomum em casos de identificação de processos industriais, mas serve como exemplo de um caso limite. Os resultados estão expressos tanto em termos do AIC quanto do parâmetro FIT (para a primeira controlada) e encontram-se na Figura 3.2-15.

Figura 3.2-14 - Ruído branco gerado pela função RANDN

Figura 3.2-15 - Influência do ruído branco na identificação

Em seguida, foram relacionados todos os valores de tempo morto encontrados para cada nível de ruído (Figura 3.2-16). Pode-se verificar que mesmo com ruído alto os valores encontrados ficam sempre próximos aos reais.

Figura 3.2-16 - Influência do ruído branco na busca do tempo morto

As respostas ao degrau unitário obtidas com ruídos maiores (relação ruído/sinal com valores de 0,1 e 1, respectivamente) encontram-se na Figura 3.2-17. Analisando-se os dados

desta figura e das duas anteriores, pode-se concluir que só começam a acontecer problemas maiores na identificação a partir de valores relativos altos de ruído. Mesmo assim, o tempo morto ainda continua sendo identificado com certa facilidade, se considerarmos as diferenças observadas como relativamente pequenas.

Figura 3.2-17 - Respostas ao degrau unitário com relação ruído/sinal 0,1 (à esquerda) e 1 (à direita)

Em seguida, estudou-se o caso em que o ruído seja uma mistura de ruído periódico com ruído branco, para se tentar observar alguma influência da mudança no tipo de ruído na identificação. A função que calcula este ruído encontra-se na rotina IMF (no Apêndice B) e um dos níveis de ruído está na Figura 3.2-18, como exemplo para o tipo de ruído.

Figura 3.2-18 – Ruído periódico

Figura 3.2-19- Influência do ruído periódico na Identificação

Observando-se a Figura 3.2-19 e a Figura 3.2-20, pode-se dizer que não existem diferenças significativas entre os dois tipos de ruído. Talvez a busca do tempo morto seja um pouco mais sensível ao ruído periódico, mas estas pequenas diferenças não permitem aceitar que esta conclusão seja absoluta.

Figura 3.2-20 - Influência do ruído periódico na busca do Tempo morto

Nas respostas ao degrau unitário, apenas o caso com ruído extremamente alto não permitiu que se conseguisse um bom modelo (Figura 3.2-21). Porém, como já observado anteriormente, este caso não tem importância prática, normalmente.

Figura 3.2-21 - Respostas ao degrau unitário com relação ruído/sinal 0,1 (à esquerda) e 1 (à direita)

Até agora, as perturbações foram sempre séries PRBS de ordem 6 ou maior. No entanto, muitos testes práticos são realizados apenas com degraus. É importante verificar se estes testes podem ser conclusivos mesmo em casos de malha fechada com um MPC. Na verdade, se testes com degrau em malha fechada com um MPC fossem suficientemente informativos não existiria razão para se abrirem as malhas, o que é a prática normal.

Foram escolhidas diferentes situações para este estudo. Em primeiro lugar, aplicaram-se dois degraus simultâneos nos *set-points* das controladas no instante inicial, sem mais intervenções. Depois, realizou-se o mesmo experimento com a aplicação de degraus simultâneos no sentido inverso, retornando à origem. Na realidade, neste caso estaremos aplicando dois pares de degraus, obtendo assim mais informação sobre o sistema. Em seguida, os mesmos experimentos foram repetidos executando-se os degraus iniciais em instantes bem separados, com e sem o retorno à origem. As quatro situações foram executadas em três períodos de tempo distintos, cada uma, para se observar a possível influência deste parâmetro. Por último, estudou-se a influência de um nível alto de ruído na identificação usando-se o melhor caso dos anteriores.

Figura 3.2-22 – Perturbações para os 4 casos usando degraus, Tempo = 64s

Em todos os testes, usou-se $n_a=n_b=2$, pois o tempo de experimento é baixo (no caso mais curto) para se extrair um ARX de ordem maior (muitos parâmetros). Além do mais, como se verificou anteriormente, os resultados com ordem 3 são muito semelhantes. A validação foi sempre realizada contra um outro conjunto de dados de entrada e saída gerados

através de um PRBS aplicado aos *set-points* das controladas, também em malha fechada, e com o uso dos parâmetros FIT da função COMPARE.

Figura 3.2-23 – Manipuladas x controladas para os 4 casos usando degraus, Tempo = 64s

As diferentes perturbações aplicadas foram as seguintes (Figura 3.2-22):

Caso a	Dois degraus simultâneos
Caso b	Dois degraus simultâneos e retorno à origem
Caso c	Dois degraus separados
Caso d	Dois degraus separados e retorno à origem

Todos os casos foram estudados para os tempos de experimento de 64, 128 e 256 segundos. O critério para a escolha destes tempos foi permitir que o sistema sempre atingisse a estabilização nos casos em que foram aplicados degraus em tempos diferentes (com 32 segundos, por exemplo, a estabilização ainda não é atingida).

Figura 3.2-24 – Modelos para os 4 casos usando degraus, Tempo = 64s

As figuras apresentadas são relativas aos casos de menor tempo. A Figura 3.2-23 contém as variáveis resultantes das perturbações que foram usadas para as identificações. Verifica-se que o sistema atinge a estabilidade em todos os casos.

Excetuando-se o caso em que os degraus foram aplicados simultaneamente, em todos os outros casos a identificação conseguiu obter um modelo com aderência ao sistema, quando o tempo do experimento foi 64 segundos (Figura 3.2-24 e Figura 3.2-25).

Figura 3.2-25 – Comparações para os 4 casos usando degraus, Tempo = 64s

Para se verificar o que pode ocorrer no caso de se tomar um período maior que o tempo de estabilização, os mesmos 4 casos foram repetidos para 128 e 256 segundos, com degraus sendo aplicados com espaçamentos proporcionais aos dos casos com 64 segundos. Os resultados foram os seguintes (usando-se o parâmetro FIT da função COMPARE para as duas controladas):

		% fit com 64 s	% fit com 128 s	% fit com 256 s
Caso a	Dois degraus simultâneos	-8019,0	-19,7	-18,1
		-1,1e6	2,7	2,4
Caso b	Dois degraus simultâneos e retorno à origem	100,0	72,0	85,1
		100,0	55,2	86,9
Caso c	Dois degraus separados	100,0	97,2	98,5
		100,0	99,7	82,3
Caso d	Dois degraus separados e retorno à origem	100,0	98,9	98,5
		100,0	99,7	99,7

É possível tirarem-se algumas conclusões:

- 1) Surgem algumas diferenças entre os testes com tempos diferentes. Aparentemente, existem alguns problemas relativos à solução numérica do problema.
- 2) Um único degrau multivariável em tempo único não é suficientemente informativo para a identificação do sistema, em qualquer dos casos.
- 3) No caso b, usaram-se perturbações correlacionadas (iguais). Esta condição não permitiu que se conseguissem modelos tão bons quanto os modelos obtidos com perturbações separadas, nos casos com tempos maiores.
- 4) Quanto maior o número de perturbações (maior o número de degraus), a identificação resulta em modelos melhores.

Em seguida, uma série de casos com relação ruído branco/sinal variando entre 0,1% e 10% foram simulados com tempos de experimento variando de 64 a 256 segundos e usando-se dois degraus separados e com retorno à origem, que é o caso com maior probabilidade de sucesso. Um dos experimentos está na Figura 3.2-26, para exemplificar.

Figura 3.2-26 – Caso de identificação com dois degraus separados e retorno à origem
Tempo = 64s e relação ruído/sinal de 10%

Os resultados das identificações (a validação com o parâmetro FIT) estão na Figura 3.2-27 e na Figura 3.2-28. Estes dados podem ser comparados com os da Figura 3.2-15.

Figura 3.2-27 – Resultados dos experimentos com degraus separados e retorno, com ruído, relativos à controlada y_1

Figura 3.2-28 - Resultados dos experimentos com degraus separados e retorno, com ruído, relativos à controlada y_2

Embora os modelos sejam relativamente adequados, não são tão bons quanto os obtidos com sinais PRBS (Figura 3.2-15). Deve-se levar em conta que o teste aqui realizado contém dois degraus em cada um dos *set-points* das controladas. No fundo, um PRBS é uma série de degraus planejados para conseguirem extrair o máximo de informação de um experimento em um determinado sistema (enquanto o degrau tem persistência de excitação igual a 1, um PRBS apresenta persistência de excitação igual à sua ordem n). Quanto maior o tempo de experimento, maior a informação que se conseguirá retirar dele (embora se saiba que outros distúrbios possam surgir e alterar o modelo identificado). Também é muito importante notar que o período do PRBS (o intervalo entre chaveamento) não deve ser tão grande que passe a incluir apenas efeitos de ruído (quando o processo estiver estabilizado), do contrário poderemos estar apenas incluindo a influência do ruído no modelo da planta (seria como aplicar uma série de degraus puros com um grande tempo de estabilização).

3.3. Conclusões das simulações

Observando-se os resultados anteriores, podemos concluir para este exemplo que:

- 1) O esquema proposto, com a injeção de sinais nos *set-points* das controladas com MPC em malha fechada e usando-se o método direto com ARX, foi adequado para a identificação.
- 2) Nos níveis de ruído que se aceitam habitualmente em testes de identificação, o esquema proposto funcionou sem problemas significativos.
- 3) A rotina da busca do tempo morto funcionou adequadamente.
- 4) Existe uma considerável flexibilidade na escolha dos parâmetros do projeto do PRBS, dentro dos critérios sugeridos.
- 5) O tipo de ruído, pelo menos nos casos estudados, não parece ser determinante para a identificação.
- 6) Testes com degraus em separado, baixo ruído e tempo adequado de experimento também podem trazer bons resultados com MPC em malha fechada com os

degraus aplicados nos *set-points* das controladas). No entanto, a aplicação de um teste com sinais PRBS é mais indicado para se conseguir um bom modelo num sistema real.

4. CASO INDUSTRIAL

4.1. O processo: Destilação Atmosférica da Refinaria de Capuava

O sistema proposto para estudo é a Unidade de Destilação (U-500) da Refinaria de Capuava (RECAP), da PETROBRAS. Nesta unidade, está implementado um controlador preditivo multivariável, também conhecido como Controle Avançado.

A unidade é composta por uma torre de fracionamento inicial (torre de pré-*flash* N-507), por um forno (L-506) e por uma torre atmosférica (N-506), além de todos os demais periféricos.

A torre N-507 recebe o petróleo pré-aquecido em permutadores de calor e que sofre uma vaporização na entrada (zona de *flash*). No topo da torre, existe um sistema de resfriamento que condensa a maior parte do produto de topo, com separação no vaso de topo

Figura 4.1-1 - Tela de operação da torre de pré-flash

(O-521). O gás de topo é encaminhado para um vaso em outra unidade e o líquido (Nafta Leve) é bombeado, sendo dividido em produto para tanque ou unidade de produção de solventes e refluxo para o topo da torre. Existe uma retirada lateral (retirada de Diesel Extra-Leve, ou DEL) que não é de uso contínuo. A sua operação é realizada quando a carga de petróleo é muito grande e o forno fica sobrecarregado. No fundo da torre, é injetado vapor de retificação.

O fundo da N-507 é denominado de Cru Reduzido e é enviado para o forno atmosférico, onde ele é aquecido e parcialmente vaporizado para sofrer nova vaporização na torre atmosférica.

Figura 4.1-2 - Tela de operação do topo da torre atmosférica

A parcela que sai no topo da N-506 sofre resfriamento e é separada no vaso de topo O-528. Os leves são enviados para outra unidade e o condensado (Nafta Pesada) é bombeado como produto e refluxo de topo da própria torre.

Existem três retiradas laterais na torre atmosférica. A primeira é uma retirada de Querosene, que passa por uma torre lateral de retificação. A próxima é uma retirada de resíduo circulante intermediário (RCI), que tem a função de remoção de calor da torre, sendo usado no pré-aquecimento do petróleo. A última retirada é a corrente de Diesel Pesado, que retorna parcialmente como corrente de refluxo para controlar a sua própria qualidade de corte.

Figura 4.1-3 - Tela de operação do fundo da torre atmosférica

Na seção de fundo, existe uma injeção de vapor com a função de retificação. A corrente de fundo é chamada de Resíduo Atmosférico (RAT) e é encaminhada para a Unidade de Craqueamento Catalítico Fluido de Resíduo (U-RFCC).

4.2. Variáveis operacionais

A torre N-507 tem como objetivo principal o corte da Nafta Leve com qualidade apropriada para servir como carga para a Unidade de Solventes. A variável a controlar é o

Ponto Final de Ebulição (PFE) da curva ASTM D-86 da Nafta Leve. Ao mesmo tempo, é necessário garantir uma vazão mínima de carga para a Unidade de Solventes. A forma normal de operação é manipular a temperatura de topo da torre, controlando o refluxo em cascata, observando-se a inferência do PFE da Nafta Leve. A pressão da torre é controlada por meio da retirada de gás do vaso de topo. A vazão de vapor do fundo também pode ser manipulada.

O nível de fundo da N-507 está em cascata com o fluxo de Cru Reduzido enviado para o forno atmosférico, onde a temperatura de saída é mantida controlada através da adequada queima de gás.

O sistema de topo da N-506 é idêntico ao da N-507, com a diferença que aqui se procura minimizar a produção de Nafta Pesada. Existem os mesmos controles de pressão no vaso de topo e de temperatura de topo controlando o refluxo. A retirada de Querosene é mantida através do controle da vazão, cujo limite costuma ser determinado pela capacidade das bombas, protegidas por um *override* de nível na torre lateral de retificação. A vazão do RCI também é controlada. Já a retirada de Diesel Pesado é função do nível da panela de retirada, e a vazão de refluxo deste Diesel Pesado é determinado pelo controle de temperatura abaixo da panela, com o objetivo de se controlar a qualidade do Diesel Linha (mistura de Diesel Pesado, Querosene e, eventualmente, o DEL da N-507). Os dois ensaios principais aqui são a temperatura do ponto 85% da ASTM D-86 e o Ponto de Entupimento, de caráter sazonal (normalmente, procura-se controlar o entupimento por meio de adição de anti-depressante, o que foca a atenção deste controle no ensaio de destilação). Normalmente, a vazão de vapor de retificação é mantida constante, não sendo considerada para efeito de controle da vazão ou qualidade dos produtos. A vazão de RAT é definida pelo controle de nível da coluna.

Procurando atender aos objetivos de produção e integrar as diversas partes da unidade, foi implementado um MPC. O controlador utilizado (SICON) é de propriedade da PETROBRAS, e usa o algoritmo LDMC. Das variáveis manipuladas, algumas acabam por ser levadas pelo controlador para limites operacionais definidos por restrições de máximo ou de mínimo, e acabam por não ter muita liberdade de ação. Para o controle das variáveis de qualidade, foram desenvolvidas algumas inferências. Há ainda variáveis controladas que são observadas apenas sazonalmente. Por fim, existem pesos entre as diversas controladas que determinam quais poderão eventualmente ter maior probabilidade de serem violadas.

O operador tem autoridade para determinar quais variáveis (manipuladas ou controladas) estarão ativadas para efeito de uso no controle avançado, e arbitra os limites de operação. É desejável que o limite das manipuladas seja o mais aberto possível, para estas conseguirem manter as controladas dentro da faixa de operação, de preferência no limite (por exemplo, pretende-se produzir Diesel com temperatura 85% da ASTM D-86 no máximo, e Nafta Leve com vazão mínima).

Figura 4.2-1 - Tela de operação do Controle Avançado (MPC) da Destilação

4.3. O controlador

O algoritmo usado no controlador inserido no SICON é o LDMC. Este algoritmo é obtido a partir do DMC clássico alterando-se de forma conveniente a função objetivo de forma que o problema de otimização que o controlador resolve se transforma em uma programação linear. Associado a esse problema de otimização, o controlador resolve um outro problema de otimização com uma função objetivo definida para o estado estacionário previsto

do sistema. O resultado desse segundo problema de otimização é passado para o LDMC através de valores desejados para as variáveis manipuladas. O ciclo do algoritmo é da ordem de um minuto ou superior, para processos mais lentos (separações de alta pureza, por exemplo).

O DMC parte do princípio que as saídas de um sistema linear podem ser representadas como uma somatória de respostas ao degrau (Zanin, Almeida e Moro, 2002). Para este sistema, podemos dizer que a aplicação de um degrau Δu no instante 0 resulta na variação da saída y ao longo do tempo até à estabilização da seguinte forma:

$$\begin{aligned} y_1 &= a_1 \Delta u_0 + y_1' \\ y_2 &= a_2 \Delta u_0 + y_2' \\ &\vdots \\ y_i &= a_i \Delta u_0 + y_i' \end{aligned}$$

onde a_i são os coeficientes de resposta ao degrau unitário no instante i e y_i' é o valor previsto de y para o instante i se não houver variação na manipulada.

Se aplicarmos degraus Δu_i a cada instante i , a saída y_i será a resultante da soma do efeito de cada degrau ao longo do tempo. Então,

$$y_i = a_i \Delta u_0 + a_{i-1} \Delta u_1 + a_{i-2} \Delta u_2 + \cdots + a_0 \Delta u_i + y_i'$$

Esta equação pode ser escrita para vários instantes futuros na forma matricial:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & 0 & \cdots & 0 \\ a_2 & a_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_n & a_{n-1} & \cdots & a_{n-m+1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u_0 \\ \Delta u_1 \\ \vdots \\ \Delta u_{m-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} y_1' \\ y_2' \\ \vdots \\ y_n' \end{bmatrix}$$

onde m é o número de ações de controle e n é o instante em que a saída atinge a estabilização.

Em notação mais geral, a equação anterior pode ser rescrita como

$$Y = A\Delta U + Y'$$

O controlador DMC procura minimizar o erro entre os valores das saídas observadas e os valores preditos, através de um número finito de ações de controle. Após cada cálculo, a primeira ação de controle será implementada e os cálculos serão repetidos para o instante a seguir. O objetivo do DMC é minimizar a somatória dos quadrados das diferenças entre saídas observadas e preditas, o que é conhecido como critério ISE:

$$ISE = \min J = \sum_{i=1}^n (y^{sp} - y_i)^2 = (Y^{sp^T} - Y^T)(Y^{sp} - Y)$$

$$E = Y^{sp} - Y$$

$$\min J = E^T E$$

onde E é o vetor de erros. Assim, podemos ainda escrever

$$Y^{sp} - Y = -A\Delta U + Y^{sp} - Y'$$

$$E = -A\Delta U + E'$$

Além de se desejar minimizar os erros de predição, existe a possibilidade de se procurar reduzir também as ações de controle. O critério de minimização poderia ser

$$\min J = E^T \Gamma^T \Gamma E + \Delta U^T \Lambda^T \Lambda \Delta U$$

onde Γ é o vetor dos fatores de importância (*Equal concern*) e Λ é o vetor dos fatores de supressão. Para se minimizar J ,

$$\frac{\partial J}{\partial \Delta U} = 0 = 2 \frac{\partial E}{\partial \Delta U} \Gamma^T \Gamma E + 2 \Lambda^T \Lambda \Delta U$$

$$2(-A^T) \Gamma^T \Gamma (-A \Delta U + E) + 2 \Lambda^T \Lambda \Delta U = 0$$

$$(A^T \Gamma^T \Gamma A + \Lambda^T \Lambda) \Delta U = A^T \Gamma^T \Gamma E$$

$$\Delta U = (A^T \Gamma^T \Gamma A + \Lambda^T \Lambda)^{-1} A^T \Gamma^T \Gamma E$$

No entanto, se houver restrições,

$$(A^T \Gamma^T \Gamma A + \Lambda^T \Lambda) \Delta U - A^T \Gamma^T \Gamma E = 0$$

não poderá ser obedecida. Assim, definimos um vetor de resíduos $\mathbf{r}$ como

$$\mathbf{r} = (A^T \Gamma^T \Gamma A + \Lambda^T \Lambda) \Delta U - A^T \Gamma^T \Gamma E$$

para o problema com restrições poder ser atendido. Desta forma, o LDMC resolve o problema

$$\underset{\Delta u}{Min} \mathbf{f} = \sum_{i=1}^{m.nu} w_i |\mathbf{r}_i|$$

onde w_i são os pesos dos resíduos. Como estamos tratando de problemas lineares, definimos:

$$\mathbf{r}_i = x_i - z_i$$

sendo x_i e z_i positivos.

Ou seja, o LDMC consiste em

$$\underset{\Delta u}{Min} \mathbf{f} = \sum_{i=1}^{m.nu} w_i (x_i - z_i)$$

sujeito a

$$\mathbf{r} = (A^T \Gamma^T \Gamma A + \Lambda^T \Lambda) \Delta u - A^T \Gamma^T \Gamma E$$

$$x_i, z_i \geq 0$$

No SICON, a camada de otimização linear do estado estacionário é formulada da seguinte maneira:

- 1 – Primeira rodada: todas as variáveis controladas no estado estacionário com restrições do tipo *hard*

$$\min_{\Delta U^+, \Delta U^-} -W_1 \Delta U^+ + W_1 \Delta U^-$$

Sujeito a

$$U^{EE}_{\min} \leq U^{EE} \leq U^{EE}_{\max}$$

$$Y^{EE}_{\min} \leq Y^{EE} \leq Y^{EE}_{\max}$$

Onde

$$\mathbf{DU} = U^{EE} - U$$

U = vetor das variáveis manipuladas

U^{EE} = vetor das variáveis manipuladas no estado estacionário

Y^{EE} = vetor das variáveis controladas preditas no estado estacionário

$\mathbf{DU}^+$ = vetor dos valores positivos de $\mathbf{DU}$

$\mathbf{DU}^-$ = vetor dos valores negativos de $\mathbf{DU}$

W_l = matriz dos fatores de Lucro das variáveis manipuladas

- 2 – Segunda rodada: se não existirem suficientes graus de liberdade, algumas restrições das variáveis controladas no estado estacionário são consideradas como do tipo *soft* (podem ser violadas). Isto dá-se através da inclusão de variáveis de folga no problema de otimização com a finalidade do problema apresentar solução (tornar-se *feasible*). Idealmente, o valor destas variáveis é zero.

$$\min_{\Delta U^+, \Delta U^-, SCV^+, SCV^-} -W_1 \Delta U^+ + W_1 \Delta U^- + W_2 SCV^+ + W_2 SCV^-$$

Sujeito a

$$U^{EE}_{\min} \leq U^{EE} \leq U^{EE}_{\max}$$

$$Y'^{EE}_{\min} \leq Y'^{EE} + SCV \leq Y'^{EE}_{\max}$$

$$DU^+, DU^-, SCV^+, SCV^- \geq 0 \text{ (todas as variáveis na formulação LP devem ser positivas)}$$

$$DU = DU^+ - DU^-$$

$$SCV = SCV^+ - SCV^-$$

Onde

SCV = vetor das variáveis fictícias (representam folgas nos limites das variáveis Y'^{EE} , são acrescentadas para garantir solução do problema de otimização).

W_2 = matriz dos pesos das variáveis de folga

Y'^{EE} = vetor das restrições *soft* das variáveis controladas preditas no estado estacionário

As variáveis de folga (e a respectiva matriz de pesos) são tratadas internamente, pelo SICON.

Existe ainda a possibilidade de se ligar o SICON a um algoritmo de Otimização, quando a formulação da camada de otimização linear do estado estacionário é alterada para incluir os valores ótimos das variáveis manipuladas (no SICON, os IRV – Ideal Resting Values) determinados pela camada de RTO (*Real-Time Optimization*). No caso em questão, o RTO ainda não foi implementado.

No SICON, a sintonia é definida pelas seguintes variáveis:

- Peso da controlada (Γ - fator de importância): define a importância relativa de cada controlada. É o inverso do máximo erro aceitável. A variável com maior peso tem preferência sobre as outras, o que significa que o controlador atuará com maior vigor nas manipuladas para mantê-la mais próxima ao objetivo. Há casos em que não é possível obedecer a todas as restrições, a variável com maior peso terá preferência, tendo menor probabilidade de ter a sua restrição violada.

- Máxima variação da manipulada: é o movimento máximo permitido a cada ação de controle. Um valor muito pequeno para este parâmetro pode restringir demais a ação do controlador, tornando-o mais suave e lento.

- Fator de supressão da manipulada (Λ): fornece um peso para a variação relativa de cada manipulada. Pode dificultar a redução do erro das saídas, se lhe for atribuído um valor muito alto, pois tem a função de reduzir o movimento das manipuladas. Também pode contribuir para dificuldades na identificação, ao limitar a ação do controlador, diminuindo assim a excitação que esta ação confere ao processo.

- Lucro da manipulada (W_I): é conferido um lucro (custo negativo) a cada manipulada. Estes pesos acabam por definir quais variáveis o controlador prefere usar preferencialmente para resolver o problema de controle.

Em resumo, o controlador LDMC aplicado no caso industrial escolhe o melhor conjunto de movimentos que visam

- obedecer às restrições de máximo, mínimo e máxima variação das *manipuladas* (*hard constraints*, nunca serão violadas)
- obedecer às restrições de máximo e mínimo das controladas (que poderão ser violadas no caso do problema de controle não ter solução – grau de liberdade insuficiente)
- obedecer à lei de controle (que é função dos fatores de sintonia e da matriz característica do sistema)
- conseguir o máximo lucro possível (determinado pelo balanço dos movimentos das manipuladas ponderados pelos lucros individuais)

É interessante observar que não existe aqui a figura do *set-point* das controladas, já que elas têm restrições de máximo e mínimo, e sim uma faixa possível de valores que o controlador escolhe para otimizar o problema de controle. Há momentos em que o controlador pode resolver maximizar uma determinada controlada e decidir pela opção contrária a seguir, dependendo do conjunto de restrições a ser atingido (onde a sintonia do controlador pode ter grande influência) e da liberdade que ele tem para atuar para maximizar a função lucro.

Existem ainda limites de abertura de válvula, que podem ser definidos para efeito de saturação.

4.4. Condições do experimento

A idéia principal do experimento foi perturbar os limites das controladas para se verificar o efeito nas manipuladas, mantendo-se o MPC em malha fechada. Como o sistema escolhido tem um porte razoavelmente grande, optou-se por restringir o experimento a um sistema 3x3, escolhendo-se as principais variáveis de interesse do processo. Desta forma, as variáveis escolhidas foram:

Manipuladas	Controladas
u1: Set-point de temperatura de topo da N-507 (TC_50004.SP)	y1: Vazão de Nafta Leve (FI_50018)
u2: Set-point de vazão de RCI (FC_50038.SP)	y2: Vazão de refluxo de topo na N-506 (FC_50022)
u3: Set-point de vazão de refluxo de Diesel Pesado (FC_50041.SP)	y3: Inferência da temp. 85% da ASTM D-86 do Diesel Linha (InfDL_D85)

Os parâmetros de sintonia para este controlador, relativamente a estas variáveis, são:

	TC_50004	FC_50038	FC_50041
Δu_{max}	0.15 °C	50 m ³ /d	10 m ³ /d
γ (fator de supressão)	1.55	0	0.15
w_I (Lucro)	-2	-0.25	-0.3

	FI_50018	FC_50022	InfDL_D85
λ (fator de importância)	10	0.1	10

Cada controlada vai tomar uma direção determinada pela conjunto de condições do problema de controle. Conforme a situação, esta direção pode nem sempre ser a mesma. No caso dos modelos existentes neste Controlador (Figura 4.4-1), a tendência resultante era de sempre minimizar o FI_50018 e de maximizar as outras duas controladas. Assim, as perturbações foram aplicadas a estes limites, que acabam funcionando na prática como *set-*

points das controladas. É interessante observar-se que os modelos originalmente identificados quando da implementação do controlador restringiam-se a 4 pares de manipuladas x controladas ao invés dos 9 possíveis, considerando-se os restantes pares de variáveis como desacoplados. Mesmo assim, o modelo relacionando o FC_50038 com a inferência do Diesel não estava sendo considerado no cálculo das ações do controlador (o modelo encontrado tinha constante de tempo muito lenta, com sintonia difícil).

Figura 4.4-1 – Modelos originais do controlador da Destilação Atmosférica

As restantes manipuladas foram mantidas fora do MPC, com controle regulatório. Durante o teste, ocorreram algumas variações em algumas destas variáveis, por diversos motivos, e assim elas passaram a ser consideradas como distúrbios medidos com modelos a serem levantados. O seu efeito será analisado posteriormente. Já sobre o aspecto de ruído, pode-se considerar que as variáveis a serem analisadas são relativamente pouco ruidosas, o que favorece a identificação através do método direto.

O tipo escolhido de sinal a ser usado foi o PRBS, por ser facilmente programável no Sistema Digital de Controle (DCS) e conter as características desejáveis de excitação. Para se definirem os períodos do teste e dos sinais e as amplitudes das perturbações, usou-se o conhecimento prévio do processo, que já havia sido identificado para a implementação do

controle avançado. Considerou-se que o maior tempo de estabilização do sistema era de cerca de 1h (daí, pode-se estimar que a constante de tempo dominante é de cerca de 20 min). Assim sendo, e levando-se em conta os critérios sugeridos no capítulo 3 (tempos em minutos):

$$T \geq 2N_u T_s \geq 2 * 3 * 60 \geq 360$$

$$T_{sw} = \left(\frac{1}{10} \dots 1 \right) * 20 = (2 \dots 20)$$

$$T_{sw} \leq \frac{2.78 t_{dom}^L}{a_s} \leq \frac{2.78 * 20}{2} \leq 27.8$$

$$N_s = 2^n - 1 \geq \frac{2pb_s t_{dom}^H}{T_{sw}} \geq \frac{2p * 3 * 20}{T_{sw}} \geq \frac{377.0}{T_{sw}}$$

um conjunto possível de parâmetros para o experimento é:

- período do PRBS: 20 minutos
- comprimento do sinal: $2^5 - 1 = 31$

Não há preocupação em não ocorrerem mudanças simultâneas das perturbações nos limites das controladas. Esta possibilidade é apenas uma decorrência do projeto global dos sinais, que visa a ortogonalidade entre eles. Foi ainda adicionado um outro experimento, contíguo ao primeiro, com o mesmo tamanho de sinal e período 4 vezes menor (5 minutos), com o intuito de se verificar se os resultados com um período significativamente menor seriam semelhantes, além de se poder contar com dados para se realizar validação cruzada (a escolha de T_{sw} igual a 5 e n igual a 5 viola o quarto critério, de N_s mínimo, que levaria a se escolher n igual a 6 ou 7, mas é uma opção para se verificar também que resultados podemos obter com um teste mais curto). O tempo total de teste, assim, foi de 800 minutos (13h 20min).

O teste foi programado e executado inteiramente de forma automática, sendo os operadores orientados a não alterar as condições da operação dentro do possível. O experimento ocorreu de noite, sem supervisão da engenharia. O registro do teste foi realizado pelo sistema PI (Plant Information), com tempo de amostragem de 1 minuto. É importante observar que em nenhum instante os produtos deixaram de estar direcionados para os tanques e que nenhum deles teve problemas de especificação nem ocorreu qualquer outra restrição na operação da refinaria.

Os dados das variáveis controladas estão na Figura 4.4-2. Nota-se que elas seguiram as perturbações nos limites sem, no entanto, atingirem a estabilização em praticamente nenhum momento do teste (exceto quando o PRBS determinava um tempo relativamente grande de duração de sinal). Há ainda algumas variações (picos rápidos por volta de 22h, e de novo por volta de 2h) na vazão de Nafta Leve que devem ser resultados de algum distúrbio que não chegou a ser identificado. O pico na vazão de Nafta Leve nos momentos iniciais do experimento será discutido posteriormente.

Figura 4.4-2 - Caso industrial - Controladas

Quanto às manipuladas, cujos dados estão na Figura 4.4-3, algumas observações devem ser colocadas. Em primeiro lugar, houve o cuidado de que elas não ficassem limitadas (saturadas), abrindo-se os limites dentro dos valores de operação segura. É possível ver que os gráficos das manipuladas formam figuras dentadas, resultado dos limites de alteração permitidos a cada atuação pela configuração do MPC (para evitar alterações bruscas de processo). Os gráficos contêm os dados de *set-points* e valores das manipuladas, para se poder

verificar que a sintonia destes controladores PID está adequada e que ela não interfere nos restantes resultados.

As restantes variáveis manipuladas do controle avançado, que poderiam interferir no experimento, foram mantidas sob controle automático PID, externamente ao MPC. Em condições ideais, seria de se esperar que as variáveis de processo seguissem razoavelmente bem os set-points. Analisando-se os dados, conclui-se que isto pode ser considerado verdade para a vazão de vapor do fundo da torre N-506 e talvez para a temperatura do forno. A temperatura de topo da torre N-506 tem sintonia um pouco lenta e esta característica leva a algumas variações que poderiam ter causado uma pequena influência nos resultados. Quanto à vazão de petróleo, nota-se um pico significativo no início do experimento, que foi causado pela atuação emergencial do operador para corrigir um evento de curta duração, e que explica o pico inicial na Nafta Leve.

Figura 4.4-3 - Caso industrial – Manipuladas

Figura 4.4-4 - Caso industrial - Distúrbios

O distúrbio mais relevante durante o experimento é a vazão de Querosene, que sofre grandes variações durante quase todo o teste. Estas variações foram provocadas pela atuação do *override* de nível na torre lateral de retificação.

As amplitudes dos sinais foram determinadas com base na experiência operacional. Há uma observação interessante a ser feita quanto ao sinal da inferência do Diesel: no decorrer do experimento, ocorreu uma correção automática da inferência a partir da análise de laboratório (a inferência tem correção de *bias*). Esta correção foi considerada para efeito de identificação como uma translação dos dados observados. Na Figura 4.4-2, os dados da inferência apresentados já estão corrigidos.

4.5. Procedimento para a obtenção do modelo

Para a determinação do modelo, seguiram-se as mesmas premissas que foram empregadas no capítulo anterior, ou seja:

- método direto
- considerar que um modelo ARX pode representar o sistema real

Foram desenvolvidas rotinas em Matlab, utilizando-se o *Toolbox* de Identificação, com a finalidade de se fazer uma busca da melhor ordem do ARX (na e nb), através novamente do Critério de Informação de Akaike (AIC), e usando a rotina B de busca do tempo morto, já comentada no capítulo das simulações.

Os dados obtidos do sistema de aquisição de dados devem ter algum tipo de pré-tratamento antes de serem usados na identificação. As condições de um experimento industrial raramente são ideais no sentido de se partir de um estado estacionário. Como se pode observar na Figura 4.4-3, por exemplo, as variações da primeira manipulada não ocorrem em torno do ponto inicial, mas variam ao longo do experimento de uma forma crescente. A sugestão de Ljung (1999) é de subtrair os dados por um valor correspondente a um ponto de equilíbrio físico próximo ao ponto de operação desejado, ou ao ponto médio do experimento, o que é um critério muito semelhante ao anterior. A opção aqui foi usar o ponto médio de cada variável para realizar esta operação.

A rotina IdentARX faz as seguintes operações:

- a partir de um modelo de ordem baixa, determina a matriz de tempos mortos
- encontra os modelos ARX e os respectivos AICs para uma faixa de busca de ordens, com uso da matriz de tempos mortos encontrada na operação anterior
- o menor AIC determina a nova ordem ótima, a partir da qual se determina a nova matriz de tempos mortos, voltando-se à operação anterior enquanto a ordem não permanecer a mesma
- a busca de ordem é realizada variando-se tanto o parâmetro na quanto o parâmetro nb do modelo ARX

A faixa das ordens e da matriz de tempos mortos é escolhida pelo usuário.

Após se obter o modelo, utiliza-se a função COMPARE (da mesma forma que nas simulações), que determina a semelhança entre dados reais de saída (as controladas, no caso) e as saídas resultantes da simulação do modelo submetido às entradas do processo (as manipuladas). Da mesma forma, os modelos de resposta ao degrau unitário também são gerados.

O processo de identificação deste caso seguiu o seguinte esquema:

- 1) Identificar o modelo com ARX com busca da melhor ordem e tempo morto, usando os dados das manipuladas e controladas relativos à primeira série de sinais PRBS, apenas com a aplicação da função DETREND, com a remoção das médias.
- 2) Validar o modelo usando os dados relativos à segunda série de sinais PRBS, com o uso da função COMPARE (simulação livre).
- 3) Incluir os dados dos distúrbios significativos e realizar novamente os passos 1 e 2.
- 4) Filtrar os dados de entrada e saída com um filtro único (seguindo a recomendação de Ljung (1999), segundo a qual em casos multivariáveis todos os sinais devem ser submetidos ao mesmo filtro), e repetir o passo 3 (identificar com os distúrbios).
- 5) Escolher o modelo final.
- 6) Aplicar o modelo no MPC industrial.
- 7) Recolher dados do processo para avaliar o MPC nas duas situações.

4.6. Determinação do modelo sem levar em conta os distúrbios

A partir dos dados correspondentes à primeira série PRBS, usou-se a rotina IdentARX (no Apêndice) para se encontrar qual o melhor modelo ARX dentro da faixa fornecida à rotina (de 2 a 8, variando tanto na quanto nb). A rotina IdentARX também chama a rotina B, de busca do tempo morto (valores de busca entre 1 e 20, neste caso). Resumidamente, o ARX encontrado é o melhor modelo dentro de uma faixa fornecida de parâmetros na , nb e nk , usando-se o Critério de Informação de Akaike (AIC).

Figura 4.6-1 - Busca da ordem do modelo ARX, caso industrial

Na Figura 4.6-1, pode-se ver que a melhor ordem para este caso é $na=nb=4$. A busca do tempo morto pode ser verificada na Figura 4.6-2. Os valores encontrados foram:

	u1	u2	u3
y1	4	9	4
y2	7	2	2
y3	7	9	2

Figura 4.6-2 - Busca do tempo morto, caso industrial

Figura 4.6-3 - Comparação entre dados medidos e simulação, caso industrial

A validação dos modelos feita com os próprios dados utilizados é chamada de auto-validação e tem valor menor que a validação feita com dados que não participaram do processo de obtenção do modelo (validação cruzada). Nestes casos, as validações serão sempre validações cruzadas, feitas com os dados da segunda série PRBS.

Os modelos do processo para o MPC do caso em questão são na forma de resposta ao degrau unitário. A partir dos modelos ARX calculados, obtêm-se as respostas ao degrau através da função STEP.

A análise da Figura 4.6-3 mostra que o modelo parece estar sofrível quanto à primeira controlada e razoável com relação às restantes. Existem modelos na Figura 4.6-4 com alguma instabilidade no início da resposta ao degrau unitário, e outros que não parece ter muito significado físico ou com ganhos muito baixos (variáveis desacopladas). Nesta fase do estudo, ainda não vale a pena analisá-los com detalhe maior.

Figura 4.6-4 - Respostas ao degrau unitário, modelo sem distúrbios

4.7. Determinação do modelo incluindo os distúrbios

Conforme observado no item 4.4, algumas variáveis podem ter contribuído para alterações no processo que tenham influenciado a geração do modelo. Decidiu-se assim por se

incluir a vazão de Querosene, a vazão de Petróleo e a temperatura de topo da torre N-506 como distúrbios. O tratamento delas, para efeito de identificação, é igual ao tratamento dado às manipuladas. Temos agora, portanto, um sistema 3x6 (controladas x manipuladas).

Procedendo à busca da ordem e da matriz de tempos mortos de forma idêntica à do caso sem distúrbios, temos os seguintes resultados:

Figura 4.7-1 - Busca da ordem do modelo ARX (com distúrbios), caso industrial

Da mesma forma que no caso sem considerar os distúrbios, novamente encontramos $na=nb=4$ como o melhor caso. A matriz de tempos mortos encontrada é a seguinte:

	u1	u2	u3	d1	d2	d3
y1	4	9	4	9	4	6
y2	7	2	1	9	4	1
y3	7	9	2	9	7	8

Observe-se que os dados das primeiras três colunas da segunda busca, que correspondem às variáveis manipuladas, são praticamente iguais à matriz de tempos mortos do modelo sem levar em conta os distúrbios.

Em relação à comparação entre modelo e dados reais (Figura 4.7-2), a inclusão dos distúrbios melhorou bastante a aderência do modelo ao processo no que se refere à segunda controlada (refluxo de topo da torre atmosférica). A vazão de Querosene é particularmente importante para esta controlada, o que justifica o verificado.

Figura 4.7-2 - Comparação entre dados medidos e simulação (com distúrbios), caso industrial

As respostas ao degrau unitário (Figura 4.7-3) são relativamente próximas às respostas do modelo sem considerar os distúrbios, com algumas exceções, onde há mudança de ganhos.

Figura 4.7-3 - Respostas ao degrau unitário, modelo com distúrbios

4.8. Determinação do modelo filtrando os dados e incluindo os distúrbios

Como algumas das variáveis são um pouco ruidosas, pode-se usar um filtro do tipo *lowpass* em todas as variáveis de entrada e saída. O filtro escolhido para este caso usa a função `FILTER` do Matlab com os seguintes parâmetros:

$$\text{vetor filtrado} = \text{filter}(0.2[1 - 0.8], \text{vetor})$$

Em seguida, realizou-se a obtenção do modelo usando-se a rotina `IdentARX`. Desta vez, a ordem ótima encontrada foi $na=4$ e $nb=2$ (Figura 4.8-1). Note-se ainda que os valores de AIC são bastante menores que os dos casos em que os dados não foram filtrados, sem que tenha ocorrido mudança de número de dados do experimento.

Figura 4.8-1 - Busca da ordem do modelo ARX (com distúrbios, dados filtrados), caso industrial

A matriz de tempos mortos é a seguinte:

	u1	u2	u3	d1	d2	d3
y1	1	9	2	2	1	15
y2	7	2	13	10	6	1
y3	3	10	5	13	10	7

Aqui, os valores diferem bastante dos encontrados quando os dados não foram filtrados: 4 dos 9 dados relativos às manipuladas têm mudanças de 3 ou mais minutos em relação aos outros casos.

Figura 4.8-2 - Comparação entre dados medidos e simulação (com distúrbios, dados filtrados), caso industrial

Todos os valores de comparação melhoraram, principalmente os relativos à primeira controlada (Figura 4.8-2).

Quanto aos modelos (Figura 4.8-3), confirma-se que existem vários pares de variáveis desacopladas (cujos ganhos têm pouca importância): $y1 \times u2$, $y1 \times u3$, $y2 \times u3$ e $y3 \times u1$. Com exceção do par $y2 \times u1$, os ganhos dos restantes modelos ficaram próximos aos identificados no caso sem filtro. Também é interessante observar que mesmo que os modelos relativos à segunda controlada apresentem inícios das respostas relativamente ruidosas, a sua simulação ainda é a melhor das três.

Figura 4.8-3 - Respostas ao degrau unitário, modelo com distúrbios, dados filtrados

4.9. Comparação entre os modelos obtidos e o modelo do MPC

Dentre os modelos obtidos, vamos comparar os modelos obtidos com a presença dos distúrbios para o caso em que os dados não foram filtrados com aquele em que foi empregado o filtro (que foram os modelos com melhores resultados) e ainda com os modelos que estavam originalmente no SICON.

Na Figura 4.9-1, temos os modelos originais do SICON (em preto), os modelos do caso em que os dados foram previamente filtrados (em magenta) e os modelos obtidos diretamente dos dados amostrados (em verde).

Figura 4.9-1 - Modelo original, modelo com distúrbios, modelo com dados filtrados e distúrbios

Na Tabela 4.9-1, estão apresentados os ganhos dos modelos no estado estacionário (normalizados em relação às faixas normais de variação das controladas – 200 / 200 / 5, na ordem – tomando a primeira controlada como referência). Valores baixos demais para terem importância podem ser interpretados como indicação de variáveis desacopladas, e o seu modelo, descartado. Os valores dos ganhos na tabela estão na seguinte ordem: modelo original / modelo com dados filtrados / modelo sem dados filtrados. Os 5 modelos cujos ganhos estão destacados são aqueles que foram considerados como importantes para representar o processo.

Var.	Ganho com degrau unitário				
	Tag	Descrição	u1	u2	u3
			TC_50004.SP	FC_50038.SP	FC_50041.SP
			Temperatura de topo da torre pré-flash	Vazão de Reciclo intermediário da torre atmosférica	Vazão de Reciclo de Diesel pesado
y1	FI_50018	Vazão de Nafta Leve	16 / 16 / 16	0 / 0,0 / 0,0	0,0 / 0,0 / 0,0
y2	FC_50022	Vazão de Reciclo de topo da torre atmosférica	0 / -7 / -13	-0,2 / -0,1 / -0,1	0,0 / 0,0 / 0,0
y3	InfDL_D85	Inferência do ponto 85% ASTM D-86	0 / -2 / 0	0,1 / 0,1 / 0,1	-0,7 / -1,8 / -1,9

Tabela 4.9-1 – Matriz de ganhos

Algumas observações podem ser feitas:

- 1) Os modelos originais excluía 5 dos 9 pares de modelos possíveis. A identificação em malha fechada confirmou esta conclusão para 4 desses casos.
- 2) O modelo do par y3 x u2 tinha constante de tempo lenta, originalmente. Os novos modelos são mais rápidos.
- 3) Existe uma razoável diferença entre os modelos novos e os originais, seja de ganhos ou da forma dos modelos. No entanto, não existe discordância sobre direção.
- 4) Há pouca diferença entre os modelos novos com e sem filtro, com exceção de uma diferença de ganho nos modelos relativos à segunda controlada.

4.10. *Aplicação do novo modelo ao controlador da planta*

O modelo identificado considerando os distúrbios foi inserido no controlador industrial. O modelo com os dados pré-filtrados é, aparentemente, um pouco melhor, mas só foi levantado numa fase posterior deste trabalho, não tendo sido, assim, aplicado na prática.

A questão da avaliação do controlador modificado contra o original não é simples, neste caso. Existem alguns aspectos a levar em consideração:

- 1) A identificação foi realizada num subconjunto do controlador da Destilação. Para se tentar comparar entre a situação anterior e a nova, a melhor forma é restringir o controlador a esse subsistema.

- 2) Da mesma maneira, é conveniente manter as restantes manipuladas com *set-points* constantes durante estes testes.
- 3) Os testes não podem ser muito longos para evitar perturbações externas. Ao mesmo tempo, esta opção reduz o número de dados disponíveis para a avaliação.
- 4) Uma forma de avaliar a performance do controlador é aplicarem-se alguns degraus nas manipuladas e observar-se o comportamento das controladas, nas duas situações.
- 5) A sintonia do controlador tem grande influência na performance. Para se evitar mais esta variável, pode-se optar por não se alterar a sintonia entre as duas situações, mesmo sabendo que modelos diferentes têm uma sintonia ótima também diferente.
- 6) A inclusão de dois novos modelos também influencia muito o controlador (um dos modelos anteriores estava anulado). Esta é mais uma razão para se alterar a sintonia, num caso prático.

Os testes foram realizados em dois dias consecutivos, com cerca de 8 horas de duração cada. No primeiro dia, o controlador ainda era o original. Entre os dois testes, o novo modelo foi configurado no SICON.

Figura 4.10-1 - Variáveis controladas, Modelo antigo

Figura 4.10-2 - Variáveis manipuladas, Modelo antigo

Figura 4.10-3 - Variáveis controladas, Modelo novo

Figura 4.10-4 - Variáveis manipuladas, Modelo novo

Comentários sobre os testes:

- 1) Os desvios-padrões observados das controladas durante os testes foram os seguintes:

Variável	Unidade	Desvio-padrão	
		Controlador antigo	Controlador novo
FI_50018	m ³ /d	27	33
FC_50022	m ³ /d	33	38
InfDL_D85	°C	1,2	0,7

- 2) As vazões apresentaram uma pequena variação para cima. No entanto, a variável mais importante para o controle, das três em questão, é a inferência do Diesel, que determina a especificação do mesmo (por isso tem peso grande). Uma variação 0,5 °C menor significa um ganho considerável na operação da Destilação.

- 3) O FC_50022 é a variável que ficou com menor preferência, na nova situação, pois tem menor peso que as outras na concorrência pela atuação das manipuladas, e está assim sujeita a uma maior variação. Isto não acontecia na situação anterior, onde tínhamos, na prática, três controladores desacoplados.
- 4) Entre os dois testes, foi necessário aumentar a carga da refinaria em cerca de 20%. Nesta condição, a Destilação trabalha mais próxima do seu limite. Mesmo assim, o novo controlador comportou-se bem.
- 5) No final do segundo teste, ocorreu um distúrbio não identificado que provocou uma variação grande na Nafta Leve, contribuindo com o aumento do desvio-padrão.
- 6) O controlador com a nova configuração foi mantido em operação a partir do segundo teste.
- 7) Ainda há ganhos consideráveis a serem obtidos com o ajuste da sintonia do controlador para o novo modelo.

5. Conclusões e recomendações

5.1. Conclusões

Os controladores industriais que usam MPC frequentemente sofrem de perda de performance ao longo do tempo, decorrente das alterações no processo e da falta de reidentificação dos modelos. Os métodos habitualmente ainda empregados (testes monovariáveis, com perturbações degrau e malha aberta) gastam muito tempo e têm custo elevado para o processo, podendo comprometer a qualidade dos produtos ou a segurança da operação, e a reidentificação costuma ser evitada por longos períodos.

Nesta dissertação apresenta-se uma solução de identificação de modelos para MPC com o controlador em malha fechada utilizando perturbações multivariáveis do tipo PRBS nas restrições das controladas e cálculo do modelo através do método direto com o uso de estruturas ARX. Existem vantagens em se usar este método na reidentificação:

- o processo permanece em controle, com comprometimento mínimo da produção e da segurança
- a identificação com o auxílio do próprio MPC e partindo de um modelo existente tende a fornecer um modelo mais próximo do sistema real e mais apropriado para a sua aplicação normal, que é em malha fechada
- o uso da realimentação do controlador permite o uso de amplitudes maiores de excitação (diminuindo o efeito do ruído na obtenção do modelo)
- os tempos de experimento com o uso de sinais PRBS multivariáveis são menores que uma série de testes com excitação do tipo degrau
- a intervenção manual durante o teste é mínima ou inexistente

A solução proposta inclui critérios para definição de projeto de sinais, duração do experimento, determinação da matriz dos tempos mortos e critérios de validação do modelo. São mencionados alguns cuidados necessários para garantir condições de identificabilidade do experimento (persistência de excitação), relacionados a parâmetros de sintonia do controlador, que devem estar adequados para se ter sucesso.

Um caso 2x2 é apresentado, e o método proposto é aplicado em algumas condições. Os resultados foram bons mesmo em situações de ruído relativamente alto. Uma comparação com testes usando um ou mais degraus foi feita, demonstrando-se que é desejável a realização de experimentos com sinais mais informativos.

Aplicou-se este procedimento a um caso industrial, para reconfiguração do MPC. Foi obtido um modelo, introduzido no controlador e este recolocado em operação, com bons resultados. Até ao presente, o mesmo controlador continua em operação com o novo modelo.

5.2. Sugestões para futuros trabalhos

O campo de identificação on-line ainda precisa de desenvolvimento. Estudos nesta área sobre a garantia de condições de excitação adequadas à identificação com o uso de MPC podem trazer aplicações práticas muito úteis. Uma aplicação que conseguisse esta garantia sem alterar o controlador poderia ser muito interessante. O efeito da sintonia é um fator importante a ser considerado.

Ainda há poucos resultados no campo de identificação em malha fechada de sistemas não-lineares, que surgem em alguns processos químicos.

Em determinadas condições de ruído, o método direto não consegue garantir a consistência do modelo. Um estudo possível seria mostrar aplicações práticas com alguns métodos indiretos. Nos últimos anos, o desenvolvimento teórico nesta área tem sido significativo (ver, por exemplo, Van den Hof (2004)).

Uma última sugestão é um estudo para desenvolvimento de critérios on-line que permitam constatar a perda de performance do controlador, que poderiam inclusive desencadear a identificação on-line mencionada anteriormente.

Referências bibliográficas

- Aguirre, L. A. (2000). *Introdução à identificação de sistemas*. Editora UFMG.
- Barreras, M. e García-Sanz, M. (2003). Model identification of a multivariable industrial furnace. Preprints *13th IFAC Symposium on System Identification*, August 27-29, 2003, Rotterdam, p.449-454.
- Bauer, D. (2003). Subspace algorithms. Preprints *13th IFAC Symposium on System Identification*, August 27-29, 2003, Rotterdam, p.1030-1041.
- Beheshti, S., e Dahleh, M. A. (2003). A new information theoretic approach to order estimation problem. Preprints *13th IFAC Symposium on System Identification*, August 27-29, 2003, Rotterdam, p.791-796.
- Box, G. E. P., e Jenkins, G. M. (1970). *Time series analysis, forecasting and control* . Holden-Day, Oakland, California.
- Chen, J.-K. e Yu, C.-C. (1997). Optimal input design generalized binary sequence. *Automatica*, v.33, p.2081-2084.
- Dayal, B. S. e MacGregor, J. F. (1997). Multi-output process identification. *J. Proc. Cont.*, v.7, p.269-282.
- de Callafon, R. A. e Zeng, J. (2003). Model approximation of plant and noise dynamics on the basis of closed-loop data. Preprints *13th IFAC Symposium on System Identification*, August 27-29, 2003, Rotterdam, p.531-536.
- de Klerk, E. e Craig, I. K. (2003). Multivariable closed-loop system identification of plants under model predictive control. Preprints *13th IFAC Symposium on System Identification*, August 27-29, 2003, Rotterdam, p.431-436.
- Favoreel, W., De Moor, B. e Van Overschee, P. (2000). Subspace state space system identification for industrial processes. *J. Proc. Cont.*, v.10, p.149-155.
- Forsell, U. e Ljung L. (1999). Closed-loop identification revisited. *Automatica*, v.35, p.1215-1241.
- Forsell, U. e Ljung L. (2000). Some results on optimal experiment design. *Automatica*, v.36, p.749-756.
- Garcia, C. (2001). *Identificação de sistemas*. Notas de aula. Universidade de São Paulo.
- Gevers, M. (2003). A personal view on the development of system identification. Preprints *13th IFAC Symposium on System Identification*, August 27-29, 2003, Rotterdam, p.773-784.

- Godfrey, K. R., Tan, A. H. e Barker, H. A. (2003). A survey of readily accessible perturbation signals. Preprints *13th IFAC Symposium on System Identification*, August 27-29, 2003, Rotterdam, p.653-658.
- Hjalmarsson, H., Gevers, M. e de Bruyne, F. (1996). For model-based control design, closed-loop identification gives better performance. *Automatica*, v.32, p.1659-1673.
- Hjalmarsson, H. (2003). From experiments to closed loop control. Preprints *13th IFAC Symposium on System Identification*, August 27-29, 2003, Rotterdam, p.1-14.
- Huang, B., Kadali, R., Zhao, X., Tamayo, E. C., Hanafi, A. (2000). An investigation into the poor performance of a model predictive control system on an industrial CGO coker. *Control Engineering Practice*, v.8, p.619-631.
- Jansson, M. e Wahlberg, B. (1998). On consistency of subspace methods for system identification. *Automatica*, v.34, p.1507-1519.
- Jansson, M. (2003). Subspace identification and ARX modeling. Preprints *13th IFAC Symposium on System Identification*, August 27-29, 2003, Rotterdam, p.1625-1630.
- Jia, C., Rohani, S. e Jutan, A. (2002). FCC unit modeling, identification and model predictive control, a simulation study. *Chemical Engineering and Processing*.
- Lakshminarayanan, S., Emoto, G., Ebara, S., Tomida, K. e Shah, S. L. (2001). Closed loop identification and control loop reconfiguration: an industrial case study. *J. Proc. Cont.*, v.11, p.587-599.
- Larimore, W. E. (2003). Inferring multivariable delay and seasonal structure for subspace modeling. Preprints *13th IFAC Symposium on System Identification*, August 27-29, 2003, Rotterdam, p.1808-1813.
- Ljung, L. (1999). *System identification - Theory for the user*. Prentice-Hall PTR, NJ, 2nd edition.
- Ljung, L. (2002). *System identification toolbox user's guide*. The Mathworks, Inc., version 5.
- Ljung, L. (2003). Educational aspects of identification software user interfaces. Preprints *13th IFAC Symposium on System Identification*, August 27-29, 2003, Rotterdam, p.1590-1594.
- McFarlane, R. C. e Rivera, D. E. (1992). Identification of distillation systems. *Practical Distillation Control*, W.L. Luyben (ed.), Van Nostrand Reinhold, p.96-139.
- Morari, M. e Ricker, N. L. (1998). *Model predictive control toolbox user's guide*. The Mathworks, Inc., version 1.
- Morari, M. e Lee, J. H. (1999). Model predictive control: past, present and future. *Computers Chem. Engng.*, v.23, p.667-682.

- Narasimhan, S., Srinivasan, R. e Rengaswamy, R. (2003). Multi-objective input signal design for plant-friendly identification. Preprints *13th IFAC Symposium on System Identification*, August 27-29, 2003, Rotterdam, p.923-928.
- Pasadyan, A. J., Qin, S. J. e Valle-Cervantes, S. (1999). Closed-loop and open-loop identification of an industrial wastewater reactor. *Proceedings of the 1999 American Control Conference*.
- Rivera, D. E. e Flores, M. E. (2000). Beyond step testing and process reaction curves: Introducing meaningful identification concepts in the undergraduate chemical engineering curriculum. *12th IFAC Symposium on System Identification*, June 21-23, 2000, Santa Barbara.
- Rivera, D. E., Lee, H., Braun, M. W. e Mittelmann, H. D. (2003). "Plant-friendly" system identification: a challenge for the process industries. Preprints *13th IFAC Symposium on System Identification*, August 27-29, 2003, Rotterdam, p.917-922.
- Schouche, M., Genceli, H., Vuthandam, P. E Nikolaou, M. (1998). Simultaneous constrained model predictive control of DARX processes. *Automatica*, v.34, p.1521-1530.
- Soderstrom, T., Ljung, L., Gustavsson, I. (1976). Identifiability conditions for linear multivariable systems operating under feedback. *IEEE Transactions on automatic control*, Dec 1976, 837-840.
- Srinivasan, R., Vijaysai, P., Gudi, R. D. e Rengaswamy, R. (2001). Design of input signals for fast identification of large multivariable systems. *AIChE 2001 Technical meeting*.
- Tsakalis, K. S. (1996). Performance limitations of adaptive parameter estimation and system identification algorithms in the absence of excitation. *Automatica*, v.32, p.549-560.
- Tugnait, J. K. e Zhou, Y. (2000). On closed-loop system identification using polyspectral analysis given noisy input-output time-domain data. *Automatica*, v.36, p.1795-1808.
- Van den Hof, P. M. J. (2004). *System identification*. Lecture notes. Delft University of Technology.
- Zanin, A. C., Almeida, E., Moro, L. F. L. (2002). Controle avançado e otimização de processos em tempo real. Notas de aula, PETROBRAS.
- Zhu, Y. (1998). Multivariable process identification for MPC: the asymptotic method and its applications. *J. Proc. Cont.*, v.8, p.101-115.
- Zhu, Y., Arrieta, E., Butoyi, F. and Cortes, F. (2000). Parametric versus nonparametric models in identification for MPC. *Hydrocarbon Processing*.
- Zhu, Y. e Butoyi, F. (2002). Case studies on closed-loop identification for MPC. *Control Engineering Practice*, v.10, p.403-417.

Apêndice - Rotinas em Matlab

a) Rotina B

```
%
% Identificação de sistemas em malha fechada usando MPC
%
% Dissertação de Mestrado de Filipe Costa Pinto dos Reis Miranda
%
% Busca do Tempo Morto do modelo ARX

% na, nb - Parametros do modelo ARX
% nk      - Matriz de Tempos Mortos
% m       - Modelo ARX
% y       - Matriz das saidas (controladas)
% u       - Matriz das entradas (manipuladas)
% ordemna - Ordem do denominador do modelo ARX
% ordemnb - Ordem do numerador do modelo ARX
% nkmin   - Limite minimo de tempo morto
% nkmax   - Limite maximo de tempo morto
% nkinc   - Passo de busca do tempo morto

function [na,nb,nk,m]=B(y,u,ordemna,ordemnb,nkmin,nkmax,nkinc)

ny = size(y,2);
nu = size(u,2);

% Ordens do modelo ARX
na = ordemna*ones(ny,ny);
nb = ordemnb*ones(ny,nu);

% Limites de Tempo Morto
botlim = nkmin*ones(ny,nu);
uplim = nkmax*ones(ny,nu);

% Inicialização de Tempo Morto
nk = botlim;
nk_old = nk-1;

while ~ isempty(find((nk_old==nk)==0))
    nk_old = nk;
    for i1 = 1:ny
        for i2 = 1:nu
            Perda = 1e20;
            for valor = botlim(i1,i2): nkinc : uplim(i1,i2)
                nk(i1,i2) = valor;
                m = arx([y,u],[na nb nk]);
                IndPerda = aic(m);
                if IndPerda < Perda
```



```

        Perda = IndPerda;
        Menor = valor;
    end
    Ind(i1,i2,valor,1)=valor;
    Ind(i1,i2,valor,2)=IndPerda;
end
nk(i1,i2) = Menor;
end
end
end

figure(1)
clf
for i1=1:ny
    for i2=1:nu
        subplot(nu,ny,(nu*(i1-1) + i2))
        titulo = ['Saida ' int2str(i1) ', entrada ' int2str(i2)];
        Ind2(:,:)=Ind(i1,i2,:,:);
        plot(Ind2(nkmin:nkmax,1),Ind2(nkmin:nkmax,2))
        title(titulo)
    end
end

m=arx([y,u],[na nb nk]);

```

b) Rotina IMF

```

%
% Identificação de sistemas em malha fechada usando MPC
%
% Dissertação de Mestrado de Filipe Costa Pinto dos Reis Miranda
%
% Controlador CMPC usado para simulação do caso 2x2
%
function
[r,rv,erro,curva_modelo,y,u,yv,uv]=imf(nserie,num,den,tm,ywt,uwt,ylim,ulim,tam,tfinal,P
,M,tend,ampl,amplerro)

nu=size(num,1); % numero de manipuladas
ny=size(num,3); % numero de controladas

%
% Definicao da matriz de funcoes de transferencia
%
for uu=1:nu
    for yy=1:ny
        G{ny*(uu-1)+yy}=poly2tfd(num(uu,:,yy),den(uu,:,yy),0,tm(yy,uu));
    end
end

y=[];
u=[];

%
% Modelo de resposta ao degrau (para controle)
%
modelo=tfd2step(tfinal,tam,ny,G{:});

for uu=1:nu
    for yy=1:ny
        curva_modelo(:,nu*uu+yy-nu)=tfd2step(tfinal,tam,1,G{ny*(uu-1)+yy});
    end
end

planta=modelo; % modelo de controle igual a simulacao

%
% Ruído branco
%
% A função RANDN eh normalmente distribuida,
% os pontos tem media zero, variancia 1 e desvio-padrao 1
%
erro = (randn(tend*2^nserie,ny)) * amplerro;

% Ruído lento periodico com ruido branco

```

```

%for j=1:ny
%   for i=1:1:tend*2^nserie
%
erro(i,j)=sin(2*i/tend+pi*randn/6)*amplerro+sin(i/(4*tend)+pi*randn/30)*amplerro/2;
%   end
%end

figure(99)
plot(erro)
axis([0 tend*2^nserie -2*amplerro 2*amplerro])

%
% Simulacao da resposta em malha fechada para uma sequencia de perturbacoes degrau
no setpoint
%
% a funcao idinput ja otimiza os sinais para lhes dar maxima ortogonalidade
% a partir de nserie igual a 5, os sinais sao bastante bons
% (teste com a funcao corrcoef)
%
% PRBS
% Eh gerado um conjunto para identificacao
% e outro para validacao
rt = idinput([2^nserie-1 2*ny],'PRBS')*1;
rr = rt(:,1:ny);
rrv = rt(:,ny+1:2*ny);

% Perturbacoes degrau
%rr=ones(2^nserie-1,ny)*ampl;
%
% Caso com degraus separados
%rr(1:2^(nserie-1),ny)=rr(1:2^(nserie-1),ny)*0;

% retorno a origem
rr=[rr; zeros(1,ny)];
rrv=[rrv; zeros(1,ny)];

%
% Perturbacoes nos set-points das controladas
%
r=zeros(tend*2^nserie,ny);
for ii=1:2^nserie
    for jj=1:tend
        r((ii-1)*tend+jj,:)=rr(ii,:);
    end
end
rv=zeros(tend*2^nserie,ny);
for ii=1:2^nserie
    for jj=1:tend
        rv((ii-1)*tend+jj,:)=rrv(ii,:);
    end
end

```

```

end
figure(98)
plot(r)
axis([0 tend*2^nserie -2 2])

echo off

%
% Dados para identificacao
%
[y,u]=cmpec(planta,modelo,ywt,uwt,M,P,tend*2^nserie,r,ulim,ylim,[],[],[],erro);

%
% Dados para validacao
%
[yv,uv]=cmpec(planta,modelo,ywt,uwt,M,P,tend*2^nserie,rv,ulim,ylim,[],[],[],erro);

figure(100)
clf
plotall(y,u,tam)
SUBPLOT(2,1,1);title('Controladas');XLABEL('')
SUBPLOT(2,1,2);title('Manipuladas');XLABEL('Tempo')

```

c) Rotina Variador

```
%
% Identificação de sistemas em malha fechada usando MPC
%
% Dissertação de Mestrado de Filipe Costa Pinto dos Reis Miranda
%
% Variador
%
function [r,rv,erro,curva_modelo,y,u,yv,uv,nk,m,Ink,IndPerda]=variador

%
% Definicao de
%         Tempo morto
%         Funcoes de transferencia
%         Pesos do controlador
%         Restricoes do controlador
%
% ny - numero de controladas
% nu - numero de manipuladas
% tm - tempo morto
%
% tm (ny, nu)
% num(nu, ordem , ny)
% den(nu, ordem+1, ny)
%
% usar ny linhas para definir num e outras tantas para definir den

ordemmpc=2;

tm = [ 1  3
       7  3];
num(:,1) = [ 12.8  ; -18.9];
num(:,2) = [  6.6  ; -19.4];
den(:,1) = [[16.7 1] ; [ 21.0 1]];
den(:,2) = [[10.9 1] ; [ 14.4 1]];

nu=size(num,1); % numero de manipuladas
ny=size(num,3); % numero de controladas

%
% Limites de tempo morto
%
nkmin = 2;
nkmax = 10;

%
% Controlador
%
```

```

ywt      = [1 1];           % Peso das ny controladas
uwt      = [1 1];           % Peso das nu manipuladas
ulim     = [-0.5 -0.5 0.5 0.5 1 1]; % Restricoes nas manipuladas (min, max, maxvar)
ylim     = [-inf -inf inf inf];   % Restricoes nas controladas (min, max)
amplsinal = diag([1 1]);       % Amplitudes dos sinais de perturbação

tam      = 1;               % Tempo de amostragem
tfinal   = 90;              % Tempo de simulação
P        = 6;               % Horizonte de predição
M        = 2;               % Horizonte de controle

%
% Definicoes dos limites da simulacao
%

% Variaveis que podem ter faixas - minimo, maximo, intervalo
%
ordemna  = [3 3 1];         % ordem do denominador do modelo ARX (na)
ordemnb  = [3 3 1];         % ordem do numerador do modelo ARX (nb)
tend     = [8 8 2];         % tempo de duração de cada sinal
ampl     = [1e-8 1e-0 10^0.5]; % relação ruído/sinal (intervalo - multiplicador)
nserie   = [6 6 1];         % 2^nserie-1 sinais da serie PRBS

%
% Serie de Simulacoes
%

for ordemnax = ordemna(1) : ordemna(3) : ordemna(2)
    iordemna = round((ordemnax-ordemna(1))/ordemna(3)) + 1;
    for ordemnbx = ordemnb(1) : ordemnb(3) : ordemnb(2)
        iordemnb = round((ordemnbx-ordemnb(1))/ordemnb(3)) + 1;
        for tendx = tend(1) : tend(3) : tend(2)
            itend = round((tendx-tend(1))/tend(3)) + 1;
            for amplx = log10(ampl(1)) : log10(ampl(3)) : log10(ampl(2))
                iampl = round((amplx-log10(ampl(1)))/log10(ampl(3))) + 1;
                xamplx = 10^amplx;
                for nseriex = nserie(1): nserie(3): nserie(2)
                    inserie = round((nseriex-nserie(1))/nserie(3)) + 1;
                    [r,rv,erro,curva_modelo,y,u,yv,uv]=
imf(nseriex,num,den,tm,ywt,uwt,ylim,ulim,tam,tfinal,P,M,tendx,amplsinal,xamplx);
                    [na,nb,nk,m] = B(y,u,ordemnax,ordemnbx,nkmin,nkmax,1);
                    [na,nb,m]=ARXyu(y,u,ordemnax,ordemnbx,nk);
                    IndPerda(iordemna,iordemnb,itend,iampl,inserie,1) = aic(m);
                    IndPerda(iordemna,iordemnb,itend,iampl,inserie,2) = ordemnax;
                    IndPerda(iordemna,iordemnb,itend,iampl,inserie,3) = ordemnbx;
                    IndPerda(iordemna,iordemnb,itend,iampl,inserie,4) = tendx;
                    IndPerda(iordemna,iordemnb,itend,iampl,inserie,5) = xamplx;
                    IndPerda(iordemna,iordemnb,itend,iampl,inserie,6) = nseriex;
                    [yh,fit] = compare([y,u],m);

```

```

        IndPerda(iordemna,iordemnb,itend,iAMPL,inserie,7) = fit(:,1);
        Ink(iordemna,iordemnb,itend,iAMPL,inserie,:) = nk-1;
    end
end
end
end
end

figure(97)
compare([yv uv],m)

figure(96)
step(m,tfinal)

for i1=1:ny
    for i2=1:nu
        subplot(ny,nu,(ny*(i1-1) + i2))
        hold on
        plot(curva_modelo(1:tfinal,(nu*(i2-1) + i1)), 'r')
        hold off
    end
end

i1=0;
i2=0;
if (ordemna(2)-ordemna(1))>0
    i1=2;
end

if (ordemnb(2)-ordemnb(1))>0
    if i1>0
        i2=3;
    else
        i1=3;
    end
end

if (tend(2)-tend(1))>0
    if i1>0
        i2=4;
    else
        i1=4;
    end
end

if (AMPL(2)-AMPL(1))>0
    if i1>0
        i2=5;
    else
        i1=5;
    end
end

```

```

    end
end

if (nserie(2)-nserie(1))>0
    i2=6;
end

if i1*i2 ~= 0
    mx(:,:)=IndPerda(:,:,:,:,i1);
    my(:,:)=IndPerda(:,:,:,:,i2);
    mz(:,:)=IndPerda(:,:,:,:,1);
    figure(101)
    mesh(mx,my,mz)
end

nk = nk - 1;

```


d) Rotina ARXyu

```

%
% Identificação de sistemas em malha fechada usando MPC
%
% Dissertação de Mestrado de Filipe Costa Pinto dos Reis Miranda
%
% Obtenção de Modelo ARX e Tempo Morto

% na, nb - Parametros do modelo ARX
% m      - Modelo ARX
% y      - Matriz das saidas (controladas)
% u      - Matriz das entradas (manipuladas)
% ordem  - Ordem do modelo ARX
% nk     - Matriz de Tempos Mortos

function [na,nb,m]=ARXyu(y,u,ordemna,ordemnb,nk)

ny = size(y,2);
nu = size(u,2);

% Ordens do modelo ARX
na = ordemna*ones(ny,ny);
nb = ordemnb*ones(ny,nu);

% Modelo ARX
m = arx([y,u],[na nb nk]);

```

e) Rotina IdentARX

```

%
%
% Identificação de sistemas em malha fechada usando MPC
%
% Dissertação de Mestrado de Filipe Costa Pinto dos Reis Miranda
%
% Identificação de modelo ARX
% a partir de dados de processo
%
function
[m,na,nb,nk,Akaike]=IdentARX(dey,deu,ordemmin,ordemmax,nkmin,nkmax,nkinc)

%
% dey - vetor de dados das manipuladas, apos detrend
% deu - vetor de dados das controladas, apos detrend
% ordemmin - limite inferior da busca da ordem
% ordemmax - limite superior da busca da ordem
% nkmin - limite inferior do tempo morto
% nkmax - limite superior do tempo morto
% nkinc - incremento de busca do tempo morto
% ny - numero de controladas
% nu - numero de manipuladas
% tm - tempo morto (ny, nu)
%

% Busca da melhor ordem, com recalculo do tempo morto
Menor = 1e20;
OrdemnaM = ordemmin;
OrdemnbM = ordemmin;
OrdemnaA = 0;
OrdemnbA = 0;
while (OrdemnaA ~= OrdemnaM) | (OrdemnbA ~= OrdemnbM)
    OrdemnaA = OrdemnaM;
    OrdemnbA = OrdemnbM;
    [na,nb,nk,m] = B(dey,deu,OrdemnaM,OrdemnbM,nkmin,nkmax,nkinc);
    for ordemna = ordemmin : ordemmax
        for ordenmb = ordemmin : ordemmax
            [na,nb,m]=ARXyu(dey,deu,ordemna,ordenmb,nk);
            Akaike(ordemna - ordemmin + 1,ordenmb - ordemmin + 1,1) = aic(m);
            Akaike(ordemna - ordemmin + 1,ordenmb - ordemmin + 1,2) = ordemna;
            Akaike(ordemna - ordemmin + 1,ordenmb - ordemmin + 1,3) = ordenmb;
            if Akaike(ordemna - ordemmin + 1,ordenmb - ordemmin + 1,1) < Menor
                Menor = Akaike(ordemna - ordemmin + 1,ordenmb - ordemmin + 1,1);
                OrdemnaM = ordemna;
                OrdemnbM = ordenmb;
            end
        end
    end
end
end
end

```

```
end

[na,nb,m]=ARXyu(dey,deu,OrdemnaM,OrdemnbM,nk);

figure(121)
compare([dey,deu],m)

figure(122)
step(m,90)

figure(123)
resid(m,[dey,deu])

mx(:,:)=Akaike(:,:,2);
my(:,:)=Akaike(:,:,3);
mz(:,:)=Akaike(:,:,1);
figure(131)
mesh(mx,my,mz)
```