Tese apresentada à Pró-Reitoria de Pós-Graduação e Pesquisa do Instituto Tecnológico de Aeronáutica, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Ciências no Programa de Pós-Graduação em Engenharia Eletrônica e Computação, Área de Sistemas e Controle

Júlio César Graves

DETECÇÃO DE FALHAS EM SISTEMAS DE REDE INDUSTRIAL COM ATUADORES COOPERATIVOS EM MALHA FECHADA

Tese aprovada em sua versão final pelos abaixo assinados:

Prof. Dr. Nicolas Palluat Orientador

Prof. Dr. Karl Heinz Kienitz Co-orientador

Prof. Dr. Celso Massaki Hirata Pró-Reitor de Pós-Graduação e Pesquisa

Campo Montenegro São José dos Campos, SP - Brasil 2010

Livros Grátis

http://www.livrosgratis.com.br

Milhares de livros grátis para download.

Dados Internacionais de Catalogação-na-Publicação (CIP)

Divisão de Informação e Documentação

Graves, Júlio César

Detecção de falhas em sistemas de rede industrial com atuadores cooperativos em malha fechada / Júlio César Graves. São José dos Campos, 2010. 148f.

Tese de Mestrado – Curso de Engenharia Eletrônica e Computação. Área de Sistemas e Controle – Instituto Tecnológico de Aeronáutica, 2010. Orientador: Prof. Dr. Nicolas Palluat. Co-orientador: Prof. Dr. Karl Heinz Kienitz.

1. Detecção. 2. Falha. 3. Falta. I. Instituto Tecnológico de Aeronáutica. Divisão de Sistemas e Controle. II. Título.

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

GRAVES, Júlio César. Detecção de falhas em sistemas de rede industrial com atuadores cooperativos em malha fechada. 2010. 148f. Tese de Mestrado – Instituto Tecnológico de Aeronáutica, São José dos Campos.

CESSÃO DE DIREITOS

NOME DO AUTOR: Júlio César Graves TITULO DO TRABALHO: Detecção de falhas em sistemas de rede industrial com atuadores cooperativos em malha fechada. TIPO DO TRABALHO/ANO: Tese / 2010

É concedida ao Instituto Tecnológico de Aeronáutica permissão para reproduzir cópias desta tese e para emprestar ou vender cópias somente para propósitos acadêmicos e científicos. O autor reserva outros direitos de publicação e nenhuma parte desta tese pode ser reproduzida sem a autorização do autor.

Júlio César Graves

R. Matias Peres, 183

CEP 12.230-082 - São José dos Campos-SP

DETECÇÃO DE FALHAS EM SISTEMAS DE REDE INDUSTRIAL COM ATUADORES COOPERATIVOS EM MALHA FECHADA

Júlio César Graves

Composição da Banca examinadora:

Prof. Dr.	Roberto Kawakami Harrop Galvão	Presidente	-	ITA
Prof. Dr.	Nicolas Palluat	Orientador	-	ITA
Prof. Dr.	Karl Heinz Kienitz	Co-orientador	-	ITA
Prof. Dr.	Emília Villani	Membro	-	ITA
Prof. Dr.	Dennis Brandão	Membro Externo	-	USP-EESC

Faço, aqui, as poucas, porém não menos importantes, frases as quais posso, sem restrições, dirigir-me em primeira pessoa. Então, por meio deste, "literalmente", estreito canal, dedico todo este tempo de trabalho única e exclusivamente aos meus familiares, que desde sempre, apoiam e suportam todas as minhas decisões. Cabe uma dedicação especial aos meus pais.

Agradecimentos

"Tu te tornas eternamente responsável por aquilo que cativas." — SIR ANTOINE DE SAINT-EXUPÉRY "Cativa teu aluno e responsabiliza te por teu sucesso" — O AUTOR

Resumo

Durante o desenvolvimento deste trabalho é apresentada a utilização de uma planta tipicamente industrial em procedimentos de modelagem, identificação, detecção de falhas e controle tolerante. No entanto, com foco em técnicas de detecção de falhas uma motivação contextual é apresentada, seguida de todas as definições relevantes. Um breve estado da arte é realizado, classificando as técnicas de detecção em 2 grupos com 3 sub-divisões. Estes são percentualmente classificados com base em uma amostragem de artigos extraídos do portal CAPES, mostrando uma tendência entre as técnicas. Como motivação, uma planta industrial é modelada de modo que técnicas baseadas em modelo possam ser demonstradas. Esta modelagem utilizou de abordagens com estruturas paramétrica linear, não-linear e não-paramétrica. Neste contexto foi proposta a utilização de informações industriais, como curvas características, para aprimorar os modelos. Com um modelo bastante razoável as técnicas puderam ser testadas. Inicialmente tratou-se do problema por causalidade de ações, o que não é ideal para sinais muito excitantes, levando a uma segunda proposta direcionada no conhecimento do processo. A presença de invariantes possibilitou a criação de um detector de falhas baseado no conhecimento adquirido do processo. Com este finalizado optou-se por testá-lo em malha fechada. A primeira abordagem foi testá-lo em uma secção da planta controlada por um PI desenvolvido em uma aula de laboratório lecionada na turma de graduação do ITA. Os resultados foram satisfatórios

e publicados. Na sequência, com o modelo completo da planta, testa-se um controlador capaz otimizar resíduos quadráticos em um sistema com atuadores cooperativos. Para tal foi escolhido o controlador Preditivo baseado em Modelo. Seu comportamento foi observado em ambientes de falhas exigindo algumas adaptações de cunho prático, decorrentes de fenômenos não-lineares inerentes ao processo e do descasamento do modelo. Com o sistema tolerante funcionando de forma cooperativa, pode-se testar o detector proposto e averiguar seu funcionamento com toda a malha fechada.

Abstract

This work analyzes the use of a typical industrial plant in modeling, identification, fault detection and tolerant control procedures. However, focusing on fault detection techniques, a contextual motivation is presented, followed by all the relevant definitions. A brief state of the art is performed to classify the techniques of detection in two groups with three sub-divisions. These are ranked by percentage based on a sampling of articles taken from the CAPES portal, showing a tendency among the techniques. As motivation, an industrial plant is modeled allowing test model-based techniques. These modeling approaches are structures as parametric linear, nonlinear and nonparametric. In this context industrial informations was used, such as pump's curves, to improve the model. With a very reasonable model, the proposed fault detection techniques could be tested. Initially the causality of actions was used, which is not ideal for very exciting signals, leading to a second proposal aimed at understanding the process. The presence of invariant enabled the creation of a failure detector based on knowledge of the process. With this completed it was decided to test it in closed loop. The first approach was to test it on a section of the plant controlled by a PI developed during a graduation laboratory class of ITA. The results were satisfactory and published. Further, using the full model plant, a controller able to optimize quadratic residues in a system with cooperative actuators was tested. This is the Model Based Predictive Controller. Its behavior was observed in fault environments

requiring some practical adjustments, arising from non-linear phenomena inherent in the process and the mismatch of the model. With tolerant system working cooperatively, we could test the proposed detector and verify its operation with the process in closed loop.

Lista de Figuras

2.1	Comparativo para cada classe e grupo proposto
3.1	Vistas isométricas do equipamento
3.2	Esquema simplificado do processo
3.3	Processo a ser modelado
3.4	Resposta no domínio da frequência
3.5	Variação dos sinais medidos durante o experimento
3.6	Identificação não paramétrica
3.7	Trecho da validação da identificação paramétrica
3.8	Resíduos dos modelos
3.9	Representação física do tanque
3.10	Tanques - Modelo em diagrama de blocos
3.11	Representação física das bombas
3.12	Curva característica da bomba BC-30 escalonada em função da ve-
	locidade de rotação
3.13	Curvas características e aplicações
3.14	Bombas - Modelo em diagrama de blocos
3.15	Modelo completo do processo
3.16	Validação do modelo baseado em curvas características
3.17	Grafo do modelo

3.18	Propagação dos sinais durante o controle
3.19	Ensaios para identificação
3.20	Procedimento de identificação 89
3.21	Controlador PI
3.22	Filtro e implementação prática
3.23	Resultado da pesquisa realizada após uma aula com alunos de grad-
	uação
4.1	Modelos para detecção de causalidade
4.2	Detector de falhas múltiplas via Autômatos Finitos Temporizados . 99
4.3	Verificações formais simuladas
4.4	Testes para o detector
4.5	Teste em condição de Falhas múltiplas
4.6	Processo em questão
4.7	Procedimento para estimação de ζ_{min} e ζ_{max}
4.8	Resultados do experimento e do estimador do coeficiente de perda
	$de \ carga \qquad \dots \qquad $
4.9	Implementação e resultados do estimador com utilização do Pré- filtro compensador de Dinâmica e sem perturbações
4.10	Aplicação da margem de alarmes definidas pelos desvios padrões
	para detecção de falhas e faltas durante o experimento de determi-
	nação do coeficiente de perda de carga com pré-filtro
4.11	Simulação sem falhas e sem ação integral
4.12	Simulação com falhas e sem ação integral
4.13	Simulação com falhas e com ação integral
4.14	Acumulação indevida de erros pelos integradores durante a satu-
	ração dos atuadores \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots 128

4.15	Resultados da aplicação do Filtro anti-windup sobre o \mathbf{MPC} com
	ação integral
4.16	Comparativos das técnicas apresentadas
4.17	Estimador da perda de carga utilizado
4.18	Indicador de Faltas
4.19	Indicador de Faltas com filtro
4.20	Indicador de Faltas com filtro e isento do erro de quantização 136

Lista de Tabelas

TABELA 4.1 – Possíveis estados do sistema		96
---	--	----

Lista de Abreviaturas e Siglas

- MTBF Mean Time Between Failures Tempo Médio entre Falhas
- MTTR Mean Time to Repair Tempo Médio para o Reparo
- CLP Controlador Lógico Programável
- IHM Interface Homem Máquina
- FDI Failure Detection and Isolation
- MLD Mixed Logical Dynamical form
- MLP Multi-Layer Perceptron
- ROC Receiver Operating Characteristic
- ARX Auto Regressivo com entrada eXógena
- MIMO Multiple Input Multiple Output
- PC Personal Computer
- OPC Object linking and embedding for Process Control

-FIM

Sumário

1	Objetivos	19
2	Estado da Arte e Definições	21
2.1	Motivação X Estímulos	21
2.2	Definições - Regime de Operação	24
2.3	Definições - Caracterização de Faltas/Falhas	27
2.4	Classificação de Técnicas de Detecção	31
2.4.1	Conhecimento do Processo	33
2.4.2	2 Conhecimento da Falha	36
2.4.3	B Conhecimento de Causalidade	38
2.4.4	Aprendizado do Processo	40
2.4.5	6 Aprendizado da Falha	44
2.4.6	6 Aprendizado de Causalidade	46
2.5	Resumo do Estado da Arte	48
3	Sistema Estudado e Modelagem	50
3.1	Apresentação do Processo	50
3.2	Identificação	53
3.2.1	Seção da planta	53
3.2.2	2 Modelo simplificado	54

3.2.3	Identificação paramétrica do modelo linearizado	56	
3.2.4	Identificação não-linear (MQnL)		
3.2.5	Identificação não-paramétrica		
3.2.6	Ensaios e excitação	65	
	3.2.6.1 Protocolo OPC	66	
	3.2.6.2 Utilizando o OPC	68	
3.2.7	Resultados das Identificações	72	
3.3	Modelagem com informações industriais	74	
3.3.1	Tanques	74	
3.3.2	Bombas	76	
3.3.3	Acoplamento dos Modelos	80	
3.3.4	4 Validação Experimental		
3.3.5	Modelo Linear do Processo completo	83	
3.4	Verificação do modelo proposto	86	
3.4.1	Resposta ao degrau	87	
3.4.2	Estratégia de controle	90	
4 I	Detecção e Controle Tolerante a Falhas	95	
4.1	Detecção por conhecimento de causalidade	95	
4.1.1	Solução por Autômatos Finitos Temporizados	97	
4.2	Detecção por conhecimento do processo	104	
4.3	Controle Preditivo Baseado em Modelo	110	
4.3.1	Formulação de controle preditivo adotada	112	
4.3.2	Modelo de predição e otimização do funcional de Custo	114	
4.3.3	Tratamento de distúrbios na planta	117	
4.3.4	Tratamento de restrições	120	

4.3.5 Resultados e Discussão		iscussão
	4.3.5.1	MPC sem ação integral
	4.3.5.2	MPC com ação integral
	4.3.5.3	MPC com ação integral e filtro anti-windup 126
	4.3.5.4	Comparativo das Técnicas
4.3.6	Detecção sobre	o Sistema Controlado
5 C	ONCLUSÃO	
Refei	RÊNCIAS	

1 Objetivos

O objetivo principal deste trabalho é confecção e aplicação de uma técnica de detecção de falhas/faltas em um sistema controlado cujos atuadores cooperem para regular uma mesma variável. A técnica escolhida para a detecção será baseada no modelo de uma planta planta industrial com atuadores e sensores interligados por meio de rede Fieldbus, permitindo obter a qualidade do sinal e assegurar que os dados dos experimentos sejam corretos.

Decorrentes da metodologia para atingir o objetivo principal, outros objetivos secundários serão traçados. Como o detector de falhas deve ser aplicado sobre um sistema controlado, duas estratégias de controle serão propostas. A primeira, um controlador proporcional e integral (PI) e em seguida um controlador preditivo baseado em modelo (MPC), ambas amplamente difundidas na indústria. No PI, apenas uma secção da planta será utilizada de modo que a técnica de detecção possa ser validada experimentalmente. Porém no MPC toda a planta será retratada de modo simulado possibilitando a verificação de dois atuadores cooperando para regular uma única variável acompanhada, de modo que falhas múltiplas possam ser geradas e seus efeitos analisados.

Ambas as técnicas de controle propostas utilizarão de modelos lineares de toda, ou de parte, do processo. Assim, a planta será modelada com as seguintes estratégias: um modelo contínuo na forma de função de transferência para o projeto do PI e um modelo em espaço de estados para as previsões do MPC. Ainda, para fins de comparação entre esforço de modelagem e ganho nos resultados serão utilizados os mínimos quadrados linear e não-linear recursivo, assim como uma técnica de identificação não-paramétrica.

Como objetivo secundário, será proposta uma aula experimental que utilize conceitos de modelagem e controle de uma secção da planta de modo que possa ser reproduzível por alunos de graduação. Este experimento auxiliará no desenvolvimento do controlador PI para o teste do detector de falhas e proporcionará um ambiente de contato com tecnologias industriais aos alunos.

Sabendo-se que o MPC será implementado apenas em um modelo de simulação, para que as falhas reais possam ser devidamente reproduzidas, será proposto um modelo nãolinear que englobe as curvas características disponíveis dos subconjuntos pertinentes. Este modelo será comparado aos anteriores.

De modo a criar um alicerce para o trabalho, o estado da arte apresentará as técnicas de detecção divididas em função do conhecimento do processo, das falhas ou de causalidade de eventos. As definições pertinentes adaptadas também serão apresentadas aqui.

Por fim, deseja-se integrar o modelo de simulação, o controlador MPC e o detector de falhas proposto de modo que possam ser verificados os efeitos de falhas múltiplas em um sistema que permite cooperação entre atuadores por meio de um funcional de custo.

2 Estado da Arte e Definições

2.1 Motivação X Estímulos Planejamento enxuto de processos de manufatura

Na área de desenvolvimento de sistemas integrados de manufatura, a meta de todo projetista é a realização de projetos enxutos. De acordo com (JAMESMOORE; GIB-BONS, 1997) estes são caracterizados por apresentar:

- integração, fluxo de peça unitário, pequenos estoques intermediários, *just-in-time* e baixo inventário;
- prevenção de defeitos em contra partida à retificação de faltas;
- flexibilidade, tarefas organizadas em times multifuncionais;
- ações para resolução da causa raiz dos problemas para maximizar o valor agregado;
- integração desde fornecedores até consumidores por meio de parcerias;
- simplificação do fluxo de informação e processos.

Processos mal desenvolvidos podem possuir baixa flexibilidade, pequena autonomia, elevados custos de manutenção, operações não otimizadas com desperdícios em transporte, matéria prima, mão de obra, tempo de fabricação e podem até provocar aumento na taxa de absenteísmo por riscos ergonômicos não considerados. Todos estes requisitos podem ser mensurados por indicadores de desempenho. Estruturar estes indicadores é uma tarefa tão importante quanto otimizá-los. Se não considerar todos os fatores relevantes, a otimização deste pode levar o sistema a um falso mínimo, podendo mascarar o mínimo global. Alguns índices simples, bastante difundidos e que requerem constante otimização são:

MTBF que deve ser o maior possível para diminuir custos com manutenção corretiva. Um equipamento não funcional causa paradas de linhas, diminuição no tacto produtivo e atrasos no cumprimento de prazos na entrega de produtos ou serviços.

MTTR deve ser o menor possível. Para isso, artifícios como detectar, isolar, estimar e diagnosticar falhas são de suma importância para tornar o sistema auto regulável, ou ainda, agilizar o reparo de um dano gerado por uma falha. Tempos de reparo, trocas de peça, reimplementação e integração da falha são relevantes na constituição deste indicador.

Existem dois contextos relevantes na otimização destes indicadores. O primeiro é aquele cujo sistema não é supervisionado por nenhum sistema automático. O segundo é a existência de um sistema automático de supervisão.

Sem um supervisionamento automático o único agente capaz de diagnosticar uma falha é o operador. Ele observa o sistema como um todo, por ventura verifica uma falha, estima o seu local de ocorrência, quantifica seu efeito, tipo e gravidade e por fim realiza um diagnóstico para orientar um procedimento de manutenção ou modificar condições de operação. Neste cenário, a falha é detectada por características mensuráveis pelo operador como elevação de ruído, colisões, aumento de temperatura, transbordo de tanques, e outro. Esse tipo de análise resulta em um impacto ao equipamento por operar em condições extremas tempo suficiente para o que pode ser traduzido em um maior **MTTR**, maior custo de manutenção ou outros indicadores em questão.

No caso de supervisionamento automático, e.g., uma possível causa é indicada ao operador pelo **CLP** por meio de uma **IHM**, agilizando o trato da falha e seu reparo.

Um processo com essas características pode demandar a detecção, a isolação, a identificação, a estimação e o diagnóstico da falha. Para tais existem inúmeros métodos com aplicabilidade real, que devem ser escolhidos em função do conhecimento do sistema e dos recursos disponíveis.

Cada técnica possui um conjunto de requisitos, vantagens e desvantagem inerentes. Umas necessitam de conhecimento exaustivo do sistema, outras elevado tempo de processamento. Existem as que exigem um grande poder computacional, as de implementação complexa, as mais custosas e seus complementos. Outras restrições práticas como espaço físico, contratos previamente fixados, limitações do hardware atual também são importantes.

O maior desafio nesta área é implantar uma metodologia que seja capaz de realizar a detecção e um diagnóstico preciso dentro de um tempo suficiente para evitar que a resposta do sistema com falha leve o processo todo a uma condição catastrófica. Neste cenário, o tempo de processamento se torna um fator limitante na escolha da metodologia ideal para a tecnologia disponível. A implementação do algoritmo não pode ser lenta a ponto de ser incapaz de evitar danos ao processo em questão. O viés hardware muitas vezes já está definido. Caso se necessite definir um hardware compatível com a metodologia escolhida, há um limite imposto pelo custo do projeto. Vale salientar que hardwares mais complexos exigem mão de obra especializada para implementação e reparo, enquanto hardwares simples e baratos podem ser substituídos com maior facilidade. Todos esses fatores são relevantes na escolha da metodologia de detecção de falhas adequada para o processo.

Neste escopo, seguem as definições importantes para o desenvolar da classificação proposta para as metodologias atuais de detecção de falhas com ênfase em aplicações industriais.

2.2 Definições - Regime de Operação Falta, Falha, Mal-funcionamento

A meta deste trabalho é o estudo de sistema de detecção de falhas se relacionando explicitamente com um dos pilares da produção enxuta: prevenção de defeitos em contra partida a retificação de faltas. Neste contexto, algumas definições são premissas para o desenrolar das discussões.

Neste trabalho adotou-se as definições sugeridas por (ISERMANN; BALLE, 1997), frutos de discussões em comitês técnicos internacionais. A estas adicionam-se as adaptações pertinentes para facilitar a aplicação em sistemas controlados. Estas estão definidas a seguir:

Falta A noção mais difundida define falta como uma variação não permitida de, ao menos, uma propriedade característica de uma variável dentro de um padrão de comportamento aceitável(ISERMANN, 2005). Para este trabalho adaptou-se esta definição com a inclusão de um segundo critério. A falta é caracterizada apenas se o objetivo do sistema de controle for atingido. Neste caso há uma degradação no desempenho do sistema. Por exemplo, um vazamento pode exigir que as bombas de um sistema hidráulico trabalhem mais para atingir o nível de um tanque na referência estabelecida pelo controlador;

Falha É uma interrupção da habilidade do sistema de realizar a função requerida sobre condições de operação especificadas. Ou seja, refere-se a incapacidade do sistema de atingir o objetivo do controlador. Se o objetivo de um processo é controlar a temperatura de um ambiente e este não for capaz de atingir a referência estabelecida está caracterizada uma falha;

Mal-funcionamento É definido como uma irregularidade intermitente na funcionalidade do sistema. Pode ser caracterizado por aparecimentos de falhas e/ou faltas intermitentes durante a operação. Esta característica faz com que o sistema perca repetibilidade ocasionando problemas nos procedimentos padrões de manufatura enxuta, e. g. controles estatísticos com seis sigmas;

Erro A diferença entre uma medida e uma estimativa por um modelo de simulação, especificação ou valor teórico é designada erro. Indicadores de desempenho e procedimentos de otimização geralmente baseiam-se nas estimativas dos erros, por este motivo inclui-se este termo no conjunto de definições. Atente para o fato de que erro não designa um estado do sistema. O processo nunca estará em erro por esta definição, pois esta não se aplica a ele. Pode, por conseguinte, estar em falha, em falta ou em mal funcionamento;

Resíduo O resíduo é um indicador de falha/falta baseado em desvios entre medidas e equações ou modelos computacionais. Erro e resíduo tem definições muito similares porém aplicações distintas. Tipicamente o erro pode ser utilizado como indicador de falha/falta e ser tratado como resíduo, porém existem outras classes de resíduos como os gerados por análises de sub-espaço, equações de paridade e outros que podem não representar erros;

Distúrbio Qualquer ação desconhecida sobre a qual não se tem controle que atue sobre o sistema será denominada distúrbio. Por exemplo, variações no valor medido do nível de um tanque em função das ondas de pressão geradas pela queda do fluído que chega a este. Neste caso, estas variações geram ruídos de medição sobre o valor do nível, tratados como distúrbios;

Perturbação Ações sobre os sistemas que resultem em fuga temporária do estado atual. Pode-se citar como exemplo rajadas de ventos sobre a estrutura de uma aeronave que provocam alterações temporárias sobre as referências da dinâmica longitudinal. Uma perturbação pode levar o sistema a um estado de falha, falta ou mal-funcionamento;

Sintomas A mudança de uma característica observável em comparação com seu comportamento padrão é definida como sintoma. Estes são muito utilizados em rotinas de diagnóstico na busca da causa para um determinado efeito (sintoma) observado (MON-NIN et al., 2004);

Em resumo, uma perturbação pode ser traduzida por um indicador denominado resíduo (sintoma da rotina de detecção). Este propicia a classificação do processo em três regimes de funcionamento: falta, falha ou mal-funcionamento.

Com os conceitos de base definidos é necessário introduzir os diversos tratamentos dados a uma falha no que diz respeito a sua caracterização.

2.3 Definições - Caracterização de Faltas/Falhas Detectar, Diagnosticar, Estimar, Identificar e Isolar

Para utilização industrial, algumas informações sobre faltas e falhas são de extrema importância. Estas informações são utilizadas para classificar os algoritmos para tratamento das falhas/faltas e são respostas diretas dos seguintes questionamentos:

Quando a falha/falta ocorreu? Para responder a esta pergunta o algorítimo utilizado deve ser capaz de detectar a falha/falta. Estritamente ligada ao tempo, a detecção está vinculada ao momento de ocorrência da falha/falta ou suspensão desse fenômeno. Desta maneira, **Detectar** é possuir a capacidade de inferir o instante de tempo no qual o sistema passou a operar fora do padrão aceitável (equivalente a regimes de falha, falta ou mal-funcionamento) (CAPILUPPI, 2006);

Qual o sub-conjunto do equipamento mais provável para ocorrência desta falha/falta? Esta informação é de suma importância para procedimentos de manutenção permitindo que o problema seja restituído rapidamente. A localização da região de ocorrência da falha/falta é funcionalidade dos algoritmos de isolação. Isolar é ter a capacidade de dizer qual elemento é o mais provável na causa da discrepância observada (LARSON; PARKER B. EUGENE; CLARK, 2002);

É perigoso operar desta maneira? Qual a severidade e relevância deste evento? Observar a magnitude de uma falta possibilita que o custo de parada do equipamento seja contra-balanceado com o desgaste extra ocasionado a um sub-conjunto por consequência desta. Em alguns processos, uma falta com grande magnitude pode não ocasionar riscos operacionais, mas em outros, e. g. controle de um reator nuclear, pequenas perturbações não compensadas podem provocar risco na operação. algoritmos que estimam a falha/falta estão preocupados com estes requisitos. Assim, **Estimar** é determinar a magnitude e severidade de uma falha/falta(CAPILUPPI, 2006).

A falha é conhecida ou nunca ocorreu anteriormente? Este questionamento é muito importante para a utilização do conhecimento adquirido da empresa (*know-how*). Desde que uma falha/falta já tenha sido solucionada anteriormente, a resolução para o problema de ordem prática já é conhecida. Esta informação exime do procedimento de manutenção a pesquisa das possíveis soluções, elevando a agilidade. Desta forma, falhas/faltas conhecidas são rotuladas e arquivadas com suas soluções. Neste contexto, defini-se **Identificação** como a capacidade de um algorítimo de classificar uma falha/falta dentro de um universo conhecido, inferindo uma solução viável já conhecida, ou gerenciando novas classificações para o aumentando do *know-how*.

Qual a real causa da falha constatada? Uma informação deste nível permite evitar que o problema se repita. Uma vez que é conhecida a real causa da falha pode-se criar procedimentos para evitá-la ou mitigar seus efeitos. Para trato desta informação são utilizados os algoritmos de diagnóstico. **Diagnosticar** é ter a capacidade de, dado um conjunto de manifestações observadas (sintomas), explicar sua ocorrência, por meio das causas, usando o conhecimento do sistema considerado (PENG; REGGIA, 1990). O que implica em dizer a real causa da falha/falta observada.

Estas foram as definições adotadas neste trabalho condizentes com a resolução de um problema prático. Porém, na literatura, e.g., em (GERTLER, 1988) os autores utilizam o termo detecção com indicador de algo errado, isolação como a localização exata da falha e identificação como a amplitude da falha. Outros, utilizam a palavra diagnóstico para definir aquilo que foi escrito como detecção, identificação e diagnóstico juntos, ou ainda aqueles que nomeiam de diagnóstico aquilo que foi descrito como identificação. Para eximir o leitor de erros de interpretação todas as definições pertinentes foram apresentadas.

Algumas rotinas de detecção são construídas para uma falha em particular de um determinado sub-conjunto do equipamento em análise. Para este caso, e.g., um resíduo indicando uma falha específica pode permitir detectar e isolar o problema ao mesmo tempo. Esta classe aparece comumente na literatura como algoritmos **FDI**.

Em processos industriais o tempo entre a finalização de dois produtos (tacto) é um fator de extrema importância quanto à receita. Assim, se o sistema for capaz de operar dentro das especificações mesmo durante uma perturbação ou distúrbio o tempo de tacto diminui em função da diminuição do tempo de máquina parada. Esse conceito é explorado por um **sistemas de controle tolerante a falhas**, que é capaz de manter sua integridade na presença de grandes modificações nas condições de operação (WILLSKY, 1976). Porém, para que o processo mantenha a característica de enxuto, a metodologia deve ser capaz de antecipar-se aos defeitos ao invés de apenas restituir uma pequena falta. No cenário ideal, o sistema opera compensando as faltas apenas se houver benefícios em função das paradas de máquinas associadas e permanece monitorando-as para que possa prever uma possível falha. O importante é que uma restituição de uma falta não deve mascarar problemas críticos, mas auxiliar na obtenção do momento correto para reparar o equipamento.

Na prática, um **sistema de detecção** informa a um **sistema supervisor** que uma falha ocorreu. Essa **informação** é tratada pelo **sistema de isolação** que diz qual o local da falha. Posteriormente/Paralelamente tais informação são tratada por um **sistema de** **diagnóstico** que dirá o que provocou a falha. Em muitos casos estes procedimentos estão todos integrados. Por exemplo, a diminuição inesperada da vazão medida em um ponto entre uma bomba e um tanque gera uma informação no sensor de vazão. Nesse instante, a falha pode ter ocorrido, entre outros, por:

- uma diminuição da potência nominal da bomba por falhas mecânicas;
- falha no inversor de frequência que não está enviando o sinal requerido para a bomba;
- falha interna do sensor;
- um furo no duto antes do sensor de vazão (neste caso, o sensor, o inversor e a bomba estão funcionando corretamente);

A determinação de qual o **motivo** é feita pelo sistema de diagnóstico. Este informa ao sistema supervisor que estabelecerá, via o sistema de controle, a melhor reação para a situação apresentada, mesmo que essa reação seja apenas "parar o processo e avisar o operador de manutenção". Neste caso, o problema já foi diagnosticado, mas o equipamento não é capaz de realizar um auto-reparo, ou de continuar em operação dentro das especificações.

A operação diagnosticar está vinculada a vários níveis de informação. Um resultado de diagnóstico como "Quebra da Bomba" é suficiente para um processo produtivo. Mas se o foco da análise for a Bomba, o nível de informação é diferente. O evento "Quebra da Bomba" pode ser apenas a detecção de uma falha. Necessita-se ainda isolar e diagnosticar o motivo de um subconjunto da bomba apresentar um problema, que gerou uma falha na bomba e, assim, uma falha no processo.

Existem técnicas capazes de realizar uma ou mais rotinas simultaneamente, ou seja,

podem detectar, isolar, identificar, estimar e diagnosticar. O trato neste trabalho é apenas de técnicas de **detecção**, mesmo que algumas das técnicas descritas possam ser úteis para a **isolação** ou para o **diagnóstico**. Esta dependência está diretamente vinculada com o **nível de informação** e com a construção do algorítimo.

Desta forma classificam-se os algoritmos naqueles que podem ser usados para detectar, isolar, estimar, identificar e diagnosticar uma falha/falta. Estes conceitos estão intimamente relacionados, pois, e.g, para estimar uma falha deve-se ter conhecimento de que ela ocorreu. Como em todas as metodologias o primeiro passo é a ciência da existência da falha/falta pode-se classificar todas as técnicas sob a ótica da detecção.

2.4 Classificação de Técnicas de Detecção Conhecimento ou Aprendizado

Um modelo é uma representação das características desejadas do sistema em análise sobre uma óptica direcionada a fim de facilitar sua compreensão. São comuns na forma de gráficos, grafos, diagramas de fluxo de sequência, diagramas de causa e efeito, equacionamento matemático de fenômenos físicos, representações em tabelas, esquemas e outros. (DASH; VENKATASUBRAMANIAN, 2000) classifica técnicas de **diagnóstico** baseandose na presença ou não do **modelo** do sistema. Esta é a base para classificação das técnicas de detecção de falhas utilizadas neste trabalho.

Com uma visão mais generalista, todas as classes de técnicas de detecção, isolação, estimação, identificação ou diagnóstico são capazes de detectar a ocorrência de uma falha, portanto podem ser classificadas pela metodologia a qual se baseiam para proceder a detecção. A classificação dos **métodos de detecção** em **com modelo** ou **sem modelo** será dita baseada em **Conhecimento** ou em **Aprendizagem** com suas peculiaridades exploradas no decorrer desta seção.

Esta proposta de classificação de métodos de detecção parte da premissa de que um projeto bem desenvolvido em detecção de falhas exige que

o projetista **conheça** com muita propriedade, ou necessite **aprender** sobre alguma das **características** da planta.

Para uma sub-classificação foram reorganizadas as ideias apresentadas em (ISER-MANN, 1995; ISERMANN, 2005) de modo que possam ser aproveitados os conhecimentos dos seguintes:

Processo: Diz respeito ao conhecimento parcial ou total da relação analítica entre os sinais que se propagam pelo sistema;

Falha: Ligado diretamente com a falha, este conhecimento permite adotar com facilidade uma estratégia de detecção por meio de assinaturas de falhas;

Causalidade: O trato das relações de causa e efeito podem auxiliar no desenvolvimento de rotinas de detecção por meio de sintomas.

Desse modo, existem técnicas em que o projetista conhece as características da falha, outras que o projetista "necessita aprender" sobre o processo. O ato de aprender diz respeito ao algorítimo, e.g., treinamento de uma rede neural. Então, visando aplicações práticas, a classificação proposta é interessante pois qualifica o **nível de conhecimento** que é de domínio do **projetista** da rotina de detecção.

O tratamento individual de cada uma das classes propostas é descrito a seguir.

2.4.1 Conhecimento do Processo

(ISERMANN, 2005) relata que a detecção baseada em modelos pode envolver a determinação de um sinal de saída, variáveis de estado, ou ainda de parâmetros de equações. Ser capaz de obter um sinal de saída de um sensor analiticamente dado uma entrada específica é o mesmo que gerar uma redundância de informação, proporcionando a detecção da falha pela diferença do estimado com o coletado (resíduos). Este tipo de descrição será tratada como conhecimento analítico do processo.

Possuir **Conhecimento do Processo** implica em reproduzir, sob forma de modelo analítico, algum parâmetro ou variável do sistema passível de comparação com os dados extraídos por medição, a fim de observar falhas. Para ilustrar o que comumente se utiliza na literatura serão citados alguns trabalhos com uma breve descrição.

Com base na modelagem via caixa branca é possível obter parâmetros para condições normais de operação. Assim, uma identificação em tempo real destes parâmetros pode ser adotada como procedimento de FDI(AFONSO; FERREIRA; CASTRO, 1998).

Um modelo do processo via função de transferência para obtenção de resíduos característicos de falhas também é um procedimento adotado. Isto pode ser feito por meio de observadores de ordem completa para cada uma das saídas de modo independente (ARRUDA; ROQUEIRO, 2005).

Algumas propostas tratam de sistemas distribuídos de controle tolerante a falhas. Neste contexto, para a detecção de falhas podem ser utilizados resíduos obtidos pela comparação dos sinais com um modelo não linear obtido via caixa branca. Assim como o diagnóstico pode ser baseado em árvore de falhas permitindo a adaptação do controlador para melhor acomoda-la (CAPILUPPI; PAOLI, 2005). A descrição de todos os esperados modelos de falhas em um banco de observadores é uma técnica difundida, sendo passível de aplicação para detecção e isolação de falhas em sistemas lineares e não-lineares. Esta abordagem permite a criação de provas teóricas que validam a sua utilização para condições específicas em ambos os casos. Ainda é possível retratar a mesma abordagem com observadores de estados com condições iniciais ou entradas não conhecidas (CHEN; SAIF, 2005; CHEN; SAIF, 2006).

Por motivos construtivos, algumas metodologias de detecção, isolação e diagnóstico de falhas são computacionalmente custosas gastando muito tempo para determinar o necessário. Para resolver este problema é possível a eliminação dos subconjuntos improváveis de falha antes de iniciar a rotina de diagnóstico. Isto pode ser extremamente relevante se a técnica de busca for baseada em heurística. Por exemplo, detectar falhas de um circuito lógico combinacional por diferença entre valores teóricos e reais, isolá-las pela eliminação dos ramos improváveis e diagnosticá-las por meio de um algorítimo de busca heurística (CHO; LEE; KANG, 2008).

Em (DAI; LIU; LONG, 2008) os autores escrevem o processo via modelo em espaço de estados e definem falhas e distúrbios como uma variação a este modelo. Então, projetam um observador de estados para obterem um resíduo definido pela diferença entre as saídas observadas e as medidas. Neste contexto os autores propõem a alocação dos auto-valores do observador de modo que este seja estável, com máxima sensibilidade a falhas e mínima sensibilidade aos distúrbios, tornando o problema em uma otimização multiobjetivo. Para resolvê-lo utilizam-se de algoritmos genéticos.

Existem autores como (GAYAKA; YAO; MECKL, 2007) que trabalham em detecção de falhas para sistemas não lineares com entradas não modeladas por meio de resíduos e gatilhos para detecção. Outro exemplo pode ser visto em (HOU; XIONG; PATTON, 2005) no qual os autores utilizam de observadores de estados não lineares como estimadores de uma planta composta por três vasos comunicantes. Com estes é possível a geração de resíduos e detectar falhas.

Em (ISERMANN, 1998), entre outros, os autores mostram a utilização de limites Fuzzy para determinar a ocorrência de uma falha, com base no conhecimento de equações de paridade, estimação de parâmetros ou estados.

A utilização do filtro de Kalman em um banco de observadores de estados é uma proposta para detecção de falhas por modelo analítico do processo em questão. Esta pode excluir filtros dependentes de mais de uma saída de modo que os observadores sejam descorrelacionados. Como indicador utiliza-se de testes estocásticos do tipo *general likelihood ratio*. Esta metodologia possui fácil adaptação para o caso não linear (LARSON; PARKER B. EUGENE; CLARK, 2002).

Já (LI; DING, 2008) apresenta a utilização da norma janelada dos resíduos obtidos por comparação entre o processo e observadores de estados específicos para otimizar a detecção em um canal de comunicação digital.

Pode-se citar o trabalho de (LINCON; SIVAKUMAR; PRAKASH, 2007) que compara a utilização do filtro de Kalman com estado aumentado e o filtro de Kalman com dois estágios para a estimação dos estados de uma planta com três tanques. A princípio a planta é modelada a caixa branca, discretizada e linearizada em torno de uma região de interesse.

Em um total de 13 artigos esta classe parece de interesse de 12 autores com uma frequência de 19% entre os artigos pesquisados e resume-se em escrever algum **parâmetro**,
saída, ou estado do sistema em função analítica de uma entrada. Isso inclui observadores de estados, estimadores paramétricos, equações de paridade, resíduos, modelos do processo e afins.

2.4.2 Conhecimento da Falha

O objetivo dessa classe é utilizar características conhecidas das falhas como indicador de sua ocorrência. Modelos de falhas em atuadores, sensores, ou mesmo em partes específicas do processo, são úteis para detectar uma falha conhecida. Em (ISERMANN, 2005), o autor discorre sobre modelos que incluem previsões de falhas em suas concepção.

O monitoramento, por exemplo, de características que apresentem uma assinatura de falha permite sua detecção. Podem ser no domínio da frequência ou no domínio do tempo. Dentro desta classe ainda estão as metodologias de redundância física e sistemas de votos, uma vez que é conhecido o local esperado da falha. Para ilustrar esta classe de técnicas foram apresentados alguns artigos relevantes.

Por exemplo, em (ASOKAN; SIVAKUMAR, 2007b; ASOKAN; SIVAKUMAR, 2007a), as falhas são detectadas por meio de modelos escritos com base nos conhecimentos destas. Assim geram-se resíduos sensíveis a diferentes conjuntos de falhas e insensíveis a outras, produzindo assinaturas específicas para as falhas conhecidas.

No artigo (BEMPORAD; MIGNONE; MORARI, 1999) os autores utilizam o MDL para reescrever expressões lógicas na forma de restrições lineares de variáveis inteiras para incluir a previsão de falhas no modelo de estados possibilitando sua detecção durante uma rotina de controle de horizonte retrocedente por meio de violações das restrições que contém as falhas. Estas restrições englobam falhas conhecidas em válvulas que interligam os tanques do processo estudado. Combinações destas válvulas em posições determinadas podem gerar falhas indicadas por meio de inequações de variáveis inteiras.

Com observadores de entrada desconhecida, em (CAMINHAS; TAKAHASHI, 2001), os autores foram capazes de desacoplar as falhas, possibilitando a geração de resíduos descorrelacionados. Estes foram utilizados para alimentar um sistema de classificação de padrões Fuzzy para detectar falhas nos atuadores e sensores.

A utilização de invariantes discretos para detecção de falhas em sistemas híbridos é mostrada pelos autores em (GERWALD; JENS, 2004). Neste eles caracterizam regiões sequenciais nas quais o sistema em regime de falha deve percorrer. Estas regiões são definidas pela combinação dos estados do sistema.

Em (HO et al., 1997) os autores utilizam teste de máxima verossimilhança generalizado para a detecção de falhas em um motor de um Space Shuttle. Este método possibilita a geração de testes estatísticos que levam a uma interpretação geométrica das falhas. Estes testes estão baseados no resíduos do filtro de Kalman e em suas inovações tendo em vista um modelo linear do sistema em análise, porém utilizam modelos de falhas para os testes estatísticos. Um método com multi-modelos também foi discutido em (HO, 1998).

Em um processo de montagem automatizada de conectores para placas eletrônicas os autores de (HUANG; FUKUDA; MATSUNO, 2008) aplicaram uma técnica de detecção de falhas baseadas em modelo. Para isso, eles determinaram um modelo diferente para cada etapa do processo, justificados por dinâmicas acrescidas em função da operação. Ainda, realizaram um modelo diferente para cada falha possível no universo de falhas consideradas. Por fim criam classificadores fuzzy para enquadrar os dados analisados a cada uma das classe modeladas, detectando e identificando a falha. Os autores de (PURKAIT; CHAKRAVORTI, 2002) utilizam o conhecimento do espectro de um sinal em falha para caracterizá-la utilizando esta informação para testar um produto. Deste modo basta estimulá-lo com um impulso e medir o espectro do sinal de saída. Cada banda diferente de espectro caracteriza uma falha conhecida, permitindo detectar eficientemente uma falha no produto. Técnicas aplicadas em etapas pós processamento podem ser úteis para controle de qualidade simplificando os testes e minimizando os custos(KABISATPATHY; BARUA; SINHA, 2004).

Em um total de 10 artigos esta classe parece de interesse de 8 autores com uma frequência de 15% entre os artigos pesquisados e resume-se em metodologias que utilizam os conhecimentos prévios de falhas para detectá-las.

2.4.3 Conhecimento de Causalidade

Esta classe utiliza a relação de **Causa** e **Efeito** entre os sinais. Por exemplo: um comando de diminuição de temperatura de um ar condicionado. Tal estímulo gera uma determinada tensão sobre o circuito de refrigeração que imprime certa potência de trabalho sobre o ambiente, que é observada pelo sensor de temperatura do ar condicionado. As variações das grandezas intermediárias são resultado de um sistema de causalidade. Portanto, verifica-se, a partir do conhecimento prévio, a evolução dos sinais. Caso um sinal evolua sem o estímulo prévio pode, desde que classificado, indicar uma falha. Verifica-se que esta classe é bastante intuitiva para detecção de falhas em sistemas de comportamento bem conhecido utilizando regras de decisão e tendências. Técnicas desse tipo são muito comuns em diagnóstico. Em (ZHENJUAN; BO; HONGGUANG, 2006; MONNIN et al., 2004) os autores utilizam a causalidade para rotinas de diagnóstico através de árvores de falhas. A relação detecção e diagnóstico é inferir o instante sobre o qual o efeito foi observado e a causa geradora desse efeito. O momento da inferência de uma causa para o efeito observado (instante que a rotina de diagnóstico define causa) em outro nível de informação pode ser dito o instante de detecção. Para ilustrar esta classe de técnicas foram apresentados alguns dos artigos pesquisados.

De acordo com os autores (BOUBOUR et al., 1997), em aplicações de telecomunicação preocupam-se mais com as manifestações que as falhas podem causar do que com as especificações de todos elementos de rede. Neste contexto criaram uma rede de petri relacionando causas e efeitos às falhas para antever problemas vinculados a propagação de falhas conhecidas e o motivo de sua ocorrência.

Por meio de seu trabalho (HADJICOSTIS; VERGHESE, 1999) descrevem a utilização de redes de petri para detecção de falha por meio de invariantes de marca como teste de paridade. Com o modelo de causalidade do processo, qualquer violação de transição gera modificações nos invariantes de marca.

Para descrever falhas em um sistema de manufatura, em (HU et al., 2004), os autores utilizam uma rede de petri híbrida e temporizada que, baseada no conhecimento da evolução da falha, permite sua detecção.

Entre outros, em (ISERMANN, 1998) os autores utilizam da propagação se-então (if-then) para diagnosticar problemas em processos cuja causalidade é marginalmente conhecida.

De acordo com (KORODI; DRAGOMIR, 2007) os autores, por meio da combinação de sintomas caracterizados pela variação de grandezas relevantes é possível determinar o tipo de falha em uma usina de Energia Elétrica.

Para modelagem de processo de sistema de manufatura flexível, em (KUO; HUANG,

1997), os autores utilizam redes de petri coloridas. Utilizam a mesma técnica para implementar uma árvore de falhas.

No artigo (LI; ZHU; XU, 2007) é apresentado uma metodologia de ponderação *fuzzy* para os arcos de uma rede de *petri* para detectar falhas com sintomas conhecidos.

Em um total de 9 artigos esta classe parece de interesse de 9 autores com uma frequência de 13% entre os artigos pesquisados e resume-se em escrever algum modelo de causalidade para descrever a falha.

2.4.4 Aprendizado do Processo

Um sistema de **Aprendizado do Processo** utiliza uma base de dados para "**aprender**" o funcionamento do processo, o que inclui redes neurais, modelos identificados e outros. Deste modo, o **usuário não possui o conhecimento** do modelo gerando a necessidade de **aprendizado** pelo algorítimo. Uma grande vantagem desses tipos de sistemas é que o usuário não precisa ter profundos conhecimentos sobre o processo estudado, em contrapartida da especificidade do funcionamento apenas nos cenários conhecidos e previamente aprendidos. Outra ponderação negativa é a necessidade de uma base de dados relevante para tornar viável o aprendizado do modelo. Como exemplos pode-se citar os seguintes autores e artigos.

De acordo com (WITCZAK, 2006) uma falha pode ser caracterizada por diferenças (resíduos) entre o modelo treinado e valores obtidos experimentalmente baseado em limites fixos ou adaptativos em função do erro de predição do modelo treinado;

Já (BAI et al., 2006) utiliza conceito de data mining para detecção de falhas. Neste contexto dispõem de uma grande quantidade de dados históricos, combinados com os

dados atuais e modelos quando disponíveis, gerando uma gestão de todos os conhecimentos disponíveis do processo;

Com um modelo auto-regressivo baseado em histórico e identificado em tempo real em (BECK; NEMIR, 2006) os autores descrevem um modelo dinâmico de cargas em uma rede elétrica. Associado a um procedimento de estimação paramétrica eles são capazes de identificar arcos de corrente em série ou em paralelo às cargas.

Os autores de (BUTLER; MOMOH, 2000) apresentam uma aplicação de redes neurais para a detecção de baixas e altas impedâncias na presença de arcos em sistemas aterrados ou não que são dificilmente detectados por equipamentos de proteção. Este se baseia nas medidas de tensão, defasagem e corrente das três fases como elementos de entrada da rede neural. Após treinamento com dados de operação em condições normais, a rede é capaz de detectar falhas com um percentual de falsos alarmes associado.

No artigo (CHANGZHENG et al., 2005) os autores avaliam falhas em sistemas rotativos meio de redes neurais e tratamento de sinais por Wevelets. Esta abordagem foi aplicada em uma turbina de um gerador a óleo e permite a detecção de falhas periódicas após um treinamento exaustivo sobre o processo sem falhas.

A utilização de algoritmos genéticos para a detecção de falhas em um motor trifásico é proposta no artigo (CORDIER et al., 2004). Para tal, o algorítimo proposto é treinado em condições sem falha e então validado em condições com e sem falhas.

Em (DEXTER; BENOUARETS, 1997) os autores utilizam o algorítimo C-Means clustering para definir as regras de um modelo fuzzy para descrever o processo padrão. Em tempo real, identificam o modelo fuzzy e comparam com o modelo padrão para definir as regiões de falha. Para um sistema de níveis em um ambiente fieldbus os autores em (FERNANDES et al., 2006) propuseram uma identificação a tempo real via redes neurais. O foco dos autores foi apenas a identificação, porém em (FERNANDES et al., 2007) este modelo identificado foi utilizado obter resíduos capazes de detectar falhas.

Os autores de (GAO; OVASKA; WANG, 2005) apresentaram um procedimento para detecção de falhas em impressoras pós-produção. Para tal utilizaram uma rede neural como preditor da velocidade do cabeçote de impressão. Esta rede foi treinada com impressoras sem falhas. Para definir falhas utilizaram indicadores como soma dos erros absolutos de predição, soma dos erros quadráticos e a esperança do erro quadrático.

Com a decomposição dos sinais em componentes principais, em (HE; WANG, 2007), os autores propõem uma metodologia para detecção de falhas em sistema de manufatura de semicondutores utilizando k-Nearest Neighbor Rule. Para um número definido de regiões k, por meio de distâncias euclidianas, o algorítimo posiciona os melhores centros para os classificadores de regiões de detecção. Para um novo conjunto de dados as k regiões são redefinidas e a extrapolação dos limites inferem falhas. Ainda os autores comparam esta metodologia com o PCA, com o T^2 de Hotelling e com a predição do erro quadrático.

No artigo (DASGUPTA et al., 2004) os autores discorrem sobre a questão do homem como parte do sistema de controle. Existem algumas condições de voo que permitem que o avião opere em automático, em manual e outras de operação em falha. Para caracterizar cada uma das regiões os autores utilizaram algoritmos baseados na movimentação, aumento de raio e clone de classificadores para estimar o melhor posicionamento dos detectores de falhas para que não haja dupla classificação. Todo este procedimento é realizado com registros de todo conhecimento sobre o processo e das necessidades de operação manual em função dos sensores específicos. A detecção de falhas por meio de resíduos gerados pelo modelo do processo em rede neural e limites baseados em Fuzzy é apresentada em (KORBICZ; KOWAL, 2007).

Os autores de (LADA; LU; WILSON, 2002) utilizaram séries temporais para caracterizar uma operação sem falha, em específico, *wavelets*. Com os coeficientes da transformada obtidos em dados históricos e em novos dados, por meio de redução de dados e testes estatísticos os autores são capazes de identificar falhas no processo.

Uma comparação de duas técnicas de redes neurais para detecção de falhas é realizada pelos autores em (LEI; FENG; JIANHUA, 2008). Estas são as redes de *back-propagation* e de *Elman* aplicadas em um giroscópio de fibra-óptica. Um modelo treinado determina os valores de posição e aceleração do giroscópio e erros maiores que um limite são considerados falhas. Uma árvore de falha também é utilizada para capitalizar se a falha é no sistema de aceleração, de posição, processamento, aquisição ou no módulo de potência.

Por meio de uma análise estatística sobre o resíduo de um modelo ARX de ordem 30 identificado, em (SILVA; DIAS JúNIOR; LOPES JúNIOR, 2005), os autores estudam falhas na rigidez provocadas por danos em estruturas.

Métodos que utilizam redução em subespaços, análise de componentes principais, de componentes residuais ou outras, ajudam na extração das informações de sinais previamente desconhecidos. Na técnica Análise de Componente Principal (THARRAULT et al., 2008; SHLENS, 2005), basta saber que falhas são expressas como variações no valor de um sub espaço criado pela reconstrução dos dados omitindo uma de suas componentes. Essa técnica se torna bastante interessante quando existem sinais que são diretamente interdependentes.

Em um total de 18 artigos esta classe parece de interesse de 17 autores com uma

frequência de 26% entre os artigos pesquisados e resume-se em utilizar alguma técnica para descrever um modelo do processo sem prévio conhecimento do mesmo.

2.4.5 Aprendizado da Falha

O aprendizado de falhas é útil para testes de qualidade que possuem registros históricos de falhas. Aprender comportamentos característicos de falhas auxilia a detecção e o diagnóstico. O desafio dessa técnica é: dado o aprendizado efetuado sobre um sistema com falha, como ser capaz de reconhecer tal falha em funcionamento contínuo sem gerar falsos alarmes. Por exemplo: em um banco de teste de circuitos integrados, uma falha que apresenta um padrão singular de comportamento pode servir de base a um modelo de aprendizado. Uma vez aprendido, o conhecimento pode ser utilizado para detectar a falha. Neste nível de informação, a detecção caracteriza, ao mesmo tempo, isolar e diagnosticar, uma vez que a falha por trás desse padrão é conhecida, assim como o motivo que a gerou.

Em (AYHAN; CHOW; SONG, 2005) os autores apresentam uma aplicação baseada em densidade espectral de potência que caracteriza a quebra de um rotor de um motor com aparecimento de componentes espectrais específicas. A determinação desses padrões é feita após o treinamento baseado em aquisições anteriores.

Por meio de redes neurais, em (ALTUG; CHEN; TRUSSELL, 1999), os autores estimam um coeficiente de fricção de um motor trifásico em condição normal de operação. O aumento de tal coeficiente é estritamente vinculado a uma falha. Com esta mesma rede ele estima tal coeficiente em tempo real e detecta a falha por meio de um resíduo baseado na norma do erro no valor deste coeficiente.

Segundo (CHEN; TOYOTA; HE, 2001) a utilização da programação evolutiva como

extensão dos algoritmos genéticos possibilita determinar um modelo para classificação de falhas em máquinas rotativas. Este é feito por meio da adaptação dos operadores simbólicos da matemática (-, +, *, /, sqrt, sin, cos, asin, acos, tan, tanh, log, abs etc) combinados de forma aleatória por regras de evolução como mutação, reprodução e crossover. Deste modo, cada indivíduo da população é uma formula matemática que transforma os sinais de entrada em um sinal característico. Este combinado com um MLP pode ser utilizado para caracterizar os diferentes padrões de falhas. Como exemplo os autores realizam a caracterização de diversas falhas em componentes rotativos.

Em (GOODE; CHOW, 1993; GOODE; CHOW, 1994) os autores utilizam um sensor de corrente e um tacômetro para alimentar uma rede neuro-fuzzy. A metodologia proposta é capaz de avaliar o acréscimo do coeficiente de atrito, indicador de falhas, e classificar o sistema em três modos de operação: bom, regular e ruim.

Já em (GULEZ; KARLIK; USTUN, 1996) os autores utilizaram uma rede neural artificial para detectar duas falhas conhecidas em motores de indução.

Com base em informações de funcionários mais experientes, antes de falhar, uma máquina de laminação de árvores passa a operar fazendo um barulho característico. Neste contexto, em (HAYASHI; ASAKURA; ZHANG, 2002), os autores resolveram estudar o espectro do som emitido por este equipamento durante operações com falhas e operações normais, caracterizando, por meio de uma rede neural, um indicador de falhas.

Em seus trabalho, (FERNANDES et al., 2007) apresentam o uso de rede neural para modelar e classificar falhas. Primeiramente um modelo do processo é estabelecido com redes neurais. Em sequencia o resíduo deste modelo é utilizado no treinamento de uma segunda rede capaz de classificar as falhas em função da combinação dos resíduos. Este é um caso bastante particular, pois se o autor utilizasse apenas o resíduo para determinar falhas o processo seria classificado em aprendizado do processo, porém, como a informação foi tratada por um segundo sistema de aprendizagem antes de dizer que se trata ou não de uma falha, deve ser classificado aqui.

Por (PALMA; SILVA; COITO, 2002) é apresentado a detecção de falhas em um termoventilador utilizando um observador adaptativo de saída. Nesta proposta o autor utiliza um estimador RLS para determinar um modelo variante no tempo para descrever o processo, assim a cada instante k o comportamento dinâmico é conhecido. Com este estimador variante no tempo as saídas são estimadas e comparadas com os sinais experimentais coletados gerando resíduos utilizados para escrever equações de paridade. Cada falha conhecida possui uma assinatura gerada pela combinação destas equações de paridade.

Para constatar pequenas falhas no isolamento do estator de um gerador os autores de (YEO; CHAN, 2002) utilizaram wavelets como filtro para identificar componentes de alta frequência presentes neste cenário de falha.

Em um total de 10 artigos esta classe parece de interesse de 9 autores com uma frequência de 15% entre os artigos pesquisados e resume-se em utilizar alguma técnica para descrever uma condição de falha sem total conhecimento de suas relações com os sinais disponíveis.

2.4.6 Aprendizado de Causalidade

A proposta desta classe é tratar as relações de causalidade, a priori desconhecidas. Comumente opta-se por utilizar o recurso das análises estatísticas e probabilidades. Por exemplo, dado que um sinal qualquer do processo tenha se manifestado, é calculada a probabilidade de um segundo sinal se manifestar. Dado que o segundo se manifestou são recalculadas as probabilidades. Dessa forma, comparando a probabilidade do evento ocorrer com o que de fato aconteceu é detectada uma falha. Assim, sabendo-se que um evento que possui 99% de probabilidade de ocorrência não se manifestou, enquanto um de 1% sim, cria-se, dentro de critérios bem estabelecidos, um detector de falha.

Em seus trabalhos, (MATSUURA; YONEYAMA; GALVãO, 2006; PAAKKO et al., 2001; BRONSTEIN et al., 2001; MARQUEZ; NEIL; FENTON, 2007; MECHRAOUI; MEDJAHER; ZERHOUNI, 2008) utilizam redes Bayesianas treinadas para diagnósticos, detecção ou árvores de falhas. Como mostrado em (MATSUURA; YONEYAMA; GALVãO, 2006), uma grande vantagem dessa abordagem é que, diferente dos observadores de estado utilizados em técnicas de conhecimento, o efeito da realimentação não mascara as falhas, uma vez que são tratadas quantas variáveis desejar, mesmo não sejam medidas.

Já (AYOUBI, 1996; AYOUBI; ISERMANN, 1997) utilizam modelo de falhas para gerar resíduos que alimentam uma rede neural que estima a falha e a probabilidade de sua ocorrência por meio de inferência e árvore de falhas. No trabalho de (BRONSTEIN et al., 2001) é apresentado uma aplicação de detecção de falhas com a técnica de redes bayesianas em sistemas de servidores de e-mails para uma rede industrial. Vírus e e-mails auto-recursivos no servidor podem ser detectados por uma rede bayesiana que monitora a taxa de mensagem que entram no servidor, a taxa de mensagens por destinatários e remetentes, a quantidade de e-mails de mesmo tamanho entre outros fatores. Todas estas informações alimentam uma rede de inferência que monitora a probabilidade de uma mensagem ser um vírus na rede ou um e-mail em recursão. Esta técnica permite a quantização de falsos alarmes por meio das curvas ROC. No artigo de (DEARDEN et al., 2004) é apresentado uma rotina de detecção de falhas para um sistema que foi definido pelos autores como complexo, pobremente modelado e extremamente perturbado pelo ambiente, dificultando a determinação dos estados em qualquer ponto no tempo. Trata-se do Rover que caminha sobre a superfície de Marte. Neste a técnica de detecção é uma adaptação de uma rede Bayesiana, dita filtro de partículas, para tornar possível sua implementação prática. Optou-se por esta técnica em detrimento ao filtro de Kalman pois é mais fácil para aplicar em sistemas híbridos, pode representar distribuições não gaussianas permitindo tratamento de modelos e ruídos não lineares, além de ser facilmente adaptado para a disponibilidade computacional.

Em um total de 8 artigos esta classe parece de interesse de 7 autores com uma frequência de 12% entre os artigos pesquisados e resume-se em utilizar alguma técnica para descrever relações de causalidades não conhecidas a priori.

2.5 Resumo do Estado da Arte Quais técnicas são mais utilizadas?

Os artigos utilizados para o estudo do estado da arte foram pré selecionados por meio das bases de dados disponíveis pelo Portal CAPES.

Dentre os pré selecionados foram escolhidos aleatoriamente os trabalhos citados afim de realizar uma amostragem não polarizada e suficiente para uma análise quantitativa. Esta classificação proposta é dividida nos grupos Conhecimento e Aprendizado, facilitando a escolha da técnica pe-





e grupo proposto

los projetistas de sistemas de detecção com

base nas informações disponíveis na indús-

tria. Cada um destes grupos, para, de fato, dar especificidade a metodologia, é subdividido nas classes Processo, Falha e Causalidade, que são os três principais focos de conhecimento.

Desta classificação e com base na amostra de artigos discutida anteriormente, em um total de 68 artigos, aproximadamente 47% das aplicações estão relacionados às técnicas de conhecimento enquanto 53% às técnicas de aprendizado. Ainda é possível constatar que no grupo conhecimento a classe que aparece com maior percentual é a do processo com 41%, dividindo o restante entre falhas e causalidade que ficam com 31% e 28 respectivamente. Já no grupo de aprendizado existe uma forte predominância para técnicas de processo, com 50% das aplicações, enquanto as de falhas e causalidade em 28% e 22% respectivamente (figura 2.1).

3 Sistema Estudado e Modelagem

3.1 Apresentação do Processo Planta Yokogawa

Como o foco do trabalho é estudar métodos de detecção com aplicação direta a sistemas industriais reais, nesta seção será apresentado o sistema físico escolhido e sua modelagem. A última é decorrente da escolha da técnica que será utilizada: baseada em Conhecimento. O objetivo desta escolha é uma tentativa de utilizar todas as informações disponíveis na indústria para facilitar a criação de modelos ou detectores de falhas.

Sistemas similares a este que será apresentado estão presentes em diversas instituições do país e fora dele motivando diversos trabalhos científicos, entre eles (JABUONSKI JR. et al., 2003; JOHANSSON; NUNES, 1998; JOHANSSON, 2000; KUBALCIK; BOBAL, 2008a; KUBALCIK; BOBAL, 2008b; GATZKE et al., 2000; FERNANDES et al., 2007), reafirmando a importância deste estudo para setores industriais e centros de pesquisa. Uma peculiaridade do sistema apresentado é conter os principais elementos de um sistema industrial. Entre eles destacam-se um Controlador Autônomo da família STARDOM do fabricante YOKOGAWA, bombas centrífugas e motores, inversores de frequência, sensores de nível diferenciais de pressão, placas de orifício, atuador pneumático, dutos e válvulas, sensores liga-desliga funcionando como limites e outros elementos interconectados por



FIGURA 3.1 – Vistas isométricas do equipamento

meio do protocolo de rede FIELDBUS (figura 3.1).

Atualmente este sistema pode ser encontrado no laboratório de máquinas do ITA e está acessível para alunos de graduação e de pós-graduação. É representativo da realidade de inúmeras empresas, principalmente do ramo químico que tralham com controle de temperatura, vazão e nível. Neste equipamento podem ser simulados inúmeros cenários de interesse com uma desvantagem inerente ao tempo de execução, pois processos desta natureza podem ser lentos. Contudo, esta desvantagem pode ser interpretada como uma vantagem em relação à metodologia de controle/detecção utilizada. Por se tratar de um processo lento, o período de amostragem escolhido é relativamente grande quando comparado com sistemas eletromecânicos de controle, o que possibilita implementar rotinas de otimização, técnicas de horizonte retrocedente, ou ainda, qualquer processo computacional custoso. O processo pode ser representado pelo esquema simplificado da figura 3.2 e funciona da seguinte maneira:

Existem 3 bombas que bombeiam fluídos, duas delas retiram água do tanque de reserva T_r e transportam para os tanques de aquecimento e de processo, T_a e T_p , e a terceira do tanque de aquecimento para o de processo, gerando as vazões Q_a , $Q_p \in Q_{ap}$. As bombas que geram este efeito são as bombas B_a , B_p e B_{ap} respectivamente. Todos os tanques possuem saídas de fluídos e existem configurações capazes de ligar as saídas dos tanques superiores ao tanque de reserva e outras que ligam estas diretamente para fora do sistema.



Cada trecho possui perdas de cargas específicas e diferentes. Ainda, os tanques superiores possuem seus níveis $h_a \in h_p$ monitorados, enquanto o tanque de reserva é regulado por uma entrada exógena e dois sensores liga/desliga de nível mínimo e máximo, mantendo o tanque em níveis admissíveis. Porém este não é monitorado.

FIGURA 3.2 – Esquema simplificado do processo

Para acompanhamento das vazões existem placas de orifício. Na verdade apenas as vazões Q_p e Q_{ap} são diretamente medidas. Contudo a vazão Q_a pode ser estimada. A bomba B_{ap} está simplificando um processo um pouco mais complexo que é a combinação de uma bomba liga/desliga com um atuador pneumático. Não obstante existe a parte térmica que não será tratada neste estudo.

Para demonstrar sua capacidade quanto a aquisição e tratamento de dados, propõe-se o início do estudo por técnicas de identificação paramétricas com base modelos físicos e não paramétricas.

3.2 Identificação

Diversas óticas para o mesmo problema

3.2.1 Seção da planta

O experimento proposto para identificação paramétrica estuda apenas uma seção da planta e consiste no trecho entre os tanques T_r e T_p interligados pela bomba B_p (Figura 3.3).



FIGURA 3.3 – Processo a ser modelado

Para facilitar o equacionamento, as notações seguirão os pontos aos quais elas estão vinculadas. Como explicitado anteriormente, o tanque T_r , possuí um sistema de controle liga/desliga que regula seu nível entre o máximo e o mínimo permitido. Ao atingir o nível mínimo um fluxo de massa Q_1 é adicionado ao tanque. No nível máximo esse fluxo é interrompido e assim por diante. O fluxo de massa entre os dois tanques, Q_2 , pode ser medido por uma placa de orifício cujo transdutor possui extrator de raiz quadrada, fornecendo o valor efetivo do fluxo em m^3/h . Este fluxo é o fluxo gerado pela bomba na presença da coluna de água a ser vencida que possui uma componente, nível de T_r , que não é mensurável. A entrada do sistema é um percentual do Q_2 máximo permitido.

Dentre os parâmetros conhecidos estão a altura mínima e máxima do tanque T_r , a área dos tanques, a área da seção transversal da tubulação, a elevação de cada um dos tanques, a vazão de entrada Q_1 e o comprimento do trajeto dos dutos.

As variáveis medidas são o percentual da vazão máxima da bomba, a vazão entre os dois tanques e a altura no tanque 2.

As variáveis não mensuráveis são o momento que o fluxo de massa Q_1 é ativado ou desativado, a altura no tanque T_r e as perdas de cargas correspondentes ao trajeto.

3.2.2 Modelo simplificado

Para identificar este cenário, um modelo foi escrito com base nas equações de Bernoulli e na dinâmica do sistema.

Pela conservação de massa do fluído:

$$\frac{dh_3}{d_t} \cdot A_3 = Q_2 - Q_3. \tag{3.1}$$

Aplicando Bernoulli entre os pontos 3 e 4 da Figura 3.3, resulta

$$h_3 + h + \frac{(Q_2)^2}{A_3^2 \cdot 2 \cdot g} + \frac{P_{atm}}{\rho \cdot g} = \frac{(Q_3)^2}{A_2^2 \cdot 2 \cdot g} + \frac{P_{atm}}{\rho \cdot g} + \Sigma pc_{\downarrow}.$$
 ...(3.2)

nas quais

- A_3 : área do tanque T_p ;
- h: desnível entre as bases dos tanques
- h_3 : nível do tanque de processo;
- Q_2 e Q_3 : vazões nos trechos indicados;
- $\rho:$ densidade do fluído;
- A_2 : seção transversal da tubulação;
- g: gravidade;

 Σpc_{\downarrow} : somatório das perdas de carga na descida;

 P_{atm} : pressão atmosférica;

Tratando a equação 3.2 e com as constantes conhecidas tem-se

$$Q_3 = \sqrt{2g \cdot (h_3 + h) \cdot A_2^2 + \frac{A_2^2}{A_3^2} \cdot Q_2^2 - 2g \cdot \Sigma pc_{\downarrow} \cdot A_2^2}.$$
 ...(3.3)

Substituindo a equação 3.3 em 3.1

$$\frac{dh_3}{d_t} \cdot A_3 = Q_2 - \sqrt{2g \cdot (h_3 + h) \cdot A_2^2 + \frac{A_2^2}{A_3^2} \cdot Q_2^2 - 2g \cdot \Sigma pc_{\downarrow} \cdot A_2^2}.$$
 ...(3.4)

Experimentalmente obtêm-se o valor de Q_1 , ainda, desconsiderando as perdas de carga Σpc_{\downarrow} pode-se reescrever a equação 3.4 como

$$\frac{dh_3}{d_t} \cdot A_3 = Q_2 - \sqrt{2g \cdot (h_3 + h) \cdot A_2^2 + \frac{A_2^2}{A_3^2} \cdot Q_2^2}, \qquad \dots (3.5)$$

Como a relação entre as áreas é conhecida e o quadrado deste valor é muito pequeno, para efeito de modelo, considera-se $\frac{A_2^2}{A_3^2} = 0$. Ainda, agrupando as variáveis não dependentes do tempo da equação 3.5, primeiro modelo, simplificado resultante é descrito por:

$$\frac{dh_3}{d_t} \cdot A = Q_2 - \sqrt{B \cdot (h_3 + C)}, \qquad ...(3.6)$$

sendo $A = A_3$, $B = 2g \cdot A_2^2 \in C = H$.

Como foram realizadas diversas simplificações para esta estrutura de modelo, possivelmente os valores das constantes $A, B \in C$ que melhor representem o fenômeno não serão descritas pelas relações entre as constantes físicas mas sim por outros valores a serem identificados. Esta adaptação permite minimizar o erro do modelo mesmo na presença das simplificações propostas. Assim, necessita-se, agora, a determinação de $A, B \in C$.

3.2.3 Identificação paramétrica do modelo linearizado

O modelo não linear é descrito pela equação 3.6, no qual $A, B \in C$ são os parâmetros a serem identificados. O método utilizado nesta etapa é tratar este processo por meio de um modelo linearizado em torno do ponto de operação \bar{h} gerado pela vazão \bar{Q} para pequenos incrementos de vazão ϵ_Q e de nível ϵ_h . Este método será explicitado pois pode auxiliar àqueles que necessitem modelos simples para representar este tipo de planta. Seja

$$h = f(h, Q), \qquad \dots (3.7)$$

 \bar{h} e \bar{Q} soluções da equação anterior tal que

$$\bar{h} = f(\bar{h}, \bar{Q}) = 0.$$
 ...(3.8)

Considere

$$h = \bar{h} + \epsilon_h \qquad \dots (3.9)$$

е

$$Q = \bar{Q} + \epsilon_Q \qquad \dots (3.10)$$

aplicando as equações 3.9 e 3.10 na equação 3.7 resulta em

$$\dot{\bar{h}} + \dot{\epsilon_h} = f(\bar{h} + \epsilon_h, \bar{Q} + \epsilon_Q). \qquad \dots (3.11)$$

Chamando $f_h(h,Q) = \frac{df(h,Q)}{dh}$ e $f_Q(h,Q) = \frac{df(h,Q)}{dQ}$ e por Taylor escrevendo

$$f(\bar{h} + \epsilon_h, \bar{Q} + \epsilon_Q) = f(\bar{h}, \bar{Q}) + f_h(\bar{h}, \bar{Q}) \cdot \epsilon_h + f_Q(\bar{h}, \bar{Q}) \cdot \epsilon_Q. \qquad \dots (3.12)$$

Substituindo a equação 3.11 na 3.12

$$\dot{\bar{h}} + \dot{\epsilon_h} = f(\bar{h}, \bar{Q}) + f_h(\bar{h}, \bar{Q}) \cdot \epsilon_h + f_Q(\bar{h}, \bar{Q}) \cdot \epsilon_Q, \qquad \dots (3.13)$$

ainda, pela equação 3.8 reduz-se a equação 3.13 a

$$\dot{\epsilon_h} = f_h(\bar{h}, \bar{Q}) \cdot \epsilon_h + f_Q(\bar{h}, \bar{Q}) \cdot \epsilon_Q, \qquad \dots (3.14)$$

De posse da equação 3.14 os valores de $f_h(h, Q)$, $f_Q(h, Q)$, $\bar{h} \in \bar{Q}$ devem ser determinados. Na equação 3.6, se $h_3 = \bar{h} \in Q_2 = \bar{Q}$ é um ponto de equilíbrio implica em dizer que $\dot{h}_3 = 0$, então

$$\bar{Q} = \sqrt{B \cdot (\bar{h} + C)}, \qquad \dots (3.15)$$

$$\bar{h} = \frac{\bar{Q}^2}{B} - C,$$
 ...(3.16)

$$f_Q(\bar{h}, \bar{Q}) = \frac{1}{A},$$
 ...(3.17)

е

$$f_h(\bar{h},\bar{Q}) = \frac{-B}{2 \cdot A \cdot \sqrt{B \cdot (\bar{h}+C)}}.$$
 ...(3.18)

Substituindo a equação 3.16 na equação 3.18 resulta

$$f_h(\bar{h},\bar{Q}) = \frac{-B}{2\cdot A\cdot \bar{Q}}.$$
...(3.19)

Deste modo pode-se reescrever a equação 3.14 como

$$\dot{\epsilon_h} = \frac{-B}{2 \cdot A \cdot \bar{Q}} \cdot \epsilon_h + \frac{1}{A} \cdot \epsilon_Q, \qquad \dots (3.20)$$

Como a equação 3.20 é linear é possível reescrevê-la no domínio das frequências pela transformada de Laplace. Sendo o operador \mathcal{L} a representação da transformada de Laplace, $H(s) = \mathcal{L}(\epsilon_h) \in Q(s) = \mathcal{L}(\epsilon_Q)$ $H(s) = \frac{\frac{1}{A} \cdot Q(s)}{s + \frac{B}{2 \cdot A \cdot Q}}.$...(3.21)

Utilizando a aproximação trapezoidal (Tustin, Bilinear) descrita na equação 3.22

$$s \approx \frac{2}{T} \cdot \frac{1 - z^{-1}}{1 + z^{-1}}$$
 ...(3.22)

pode-se discretizar a equação 3.21 a fim de reescrevê-la na forma de um modelo de regressão

$$A \cdot H(z) \cdot \left(\frac{2}{T} \cdot \frac{1 - z^{-1}}{1 + z^{-1}} + \frac{B}{2 \cdot A \cdot \bar{Q}}\right) = Q(z). \qquad \dots (3.23)$$

Dado o modelo de auto regressão exógeno (ARX)

$$A(q) \cdot h_k = B(q) \cdot q_k + e_k, \qquad \dots (3.24)$$

no qual

$$A(q) = 1 + a_1 \cdot q^{-1} + a_2 \cdot q^{-2} + \dots + a_n a \cdot q^{-na} \qquad \dots (3.25)$$

е

$$B(q) = b_0 + b_1 \cdot q^{-1} + b_2 \cdot q^{-2} + \dots + b_n b \cdot q^{-nb} \qquad \dots (3.26)$$

na qual q^{-1} é o operador atraso. Reescrevendo a equação 3.23 na forma ARX

$$\left(1 + \frac{B \cdot T - 4 \cdot A \cdot \bar{Q}}{B \cdot T + 4 \cdot A \cdot \bar{Q}} \cdot q^{-1}\right) \cdot h_k = \frac{2 \cdot \bar{Q} \cdot T}{B \cdot T + 4 \cdot A \cdot \bar{Q}} \cdot (1 + q^{-1}) \cdot q_k, \qquad \dots (3.27)$$

o modelo equivalente é dado por um ARX(na, nb, nk) com na = 1, nb = 1 e nk = 0representando, respectivamente, a utilização de h_{k-1} , de q_{k-1} e de nenhuma defasagem entre $q \in h$.

Comparando as equações 3.25 e 3.26 com a 3.27 obtem-se

$$a_1 = \frac{B \cdot T - 4 \cdot A \cdot \bar{Q}}{B \cdot T + 4 \cdot A \cdot \bar{Q}} \qquad \dots (3.28)$$

е

$$b_0 = b_1 = \frac{2 \cdot \bar{Q} \cdot T}{B \cdot T + 4 \cdot A \cdot \bar{Q}} \qquad \dots (3.29)$$

Dado que as variáveis \bar{Q} e T são conhecidas e as a_1 , b_0 e b_1 podem ser determinadas pela seguinte regressão

$$h_k = b_0 \cdot (q_k + q_{k-1}) - a_1 \cdot (h_{k-1}) + e_k, \qquad \dots (3.30)$$

por meio de mínimos quadrados com a criação do vetor de parâmetros

$$\theta = \begin{bmatrix} b_0 \\ a_1 \end{bmatrix}, \qquad \dots (3.31)$$

do vetor X de dados acrescido de n eventos

$$X = \begin{bmatrix} q_2 + q_1 & -h_1 \\ q_3 + q_2 & -h_2 \\ q_4 + q_3 & -h_3 \\ \vdots & \vdots \\ q_n + q_{n-1} & -h_{n-1} \end{bmatrix}, \qquad \dots (3.32)$$

do vetor Y com as saídas observadas

$$Y^T = \left[\begin{array}{ccc} h_2 & h_3 & h_4 & \cdots & h_n \end{array} \right] \qquad \qquad \dots (3.33)$$

e do vetor de resíduos ${\cal E}$

$$E^T = \left[\begin{array}{cccc} e_2 & e_3 & e_4 & \cdots & e_n \end{array} \right] \qquad \qquad \dots (3.34)$$

pode-se reescrever a equação 3.30 na forma matricial

$$Y = X\theta + E. \qquad \dots (3.35)$$

A estratégia de obtenção do vetor de parâmetros ótimos, θ^* , se baseia na minimização do erro quadrático, ou seja

$$argmin \ _{\theta} \ E^{T}E \qquad \qquad \dots (3.36)$$

na qual $E = Y - X\theta$, gerando

$$\operatorname{argmin}_{\theta} (Y^T - \theta^T X^T)(Y - X\theta). \qquad \dots (3.37)$$

Para efetuar a minimização basta obter o gradiente de $E^T E$ em função de θ e identificar os pontos de mínimo, assim

$$\frac{d}{d\theta}(Y^TY - Y^TX\theta - \theta^TX^TY + \theta^TX^TX\theta) = 0. \qquad \dots (3.38)$$

ou ainda,

$$-X^{T}Y - X^{T}Y + X^{T}X\theta^{*} + X^{T}X\theta^{*} = 0, \qquad \dots (3.39)$$

sendo θ^* o valor de θ que otimiza a função custo relativa ao erro quadrático. Resolvendo a equação 3.39

$$2X^T X \theta^* = 2X^T Y \Rightarrow X \theta^* = Y \Rightarrow \theta^* = (X^T X)^{-1} X^T Y. \qquad \dots (3.40)$$

Veja que $(X^T X)^{-1} X^T$ é a pseudo inversa de X, a qual será denominada X^{ψ} , deste modo,

$$\theta^* = X^{\psi} Y. \tag{3.41}$$

Os resultados serão apresentados após a descrição de todas metodologias de identificação, de modo que possam ser facilmente comparados. Assim, uma segunda proposta é a identificação do modelo não-linear por meio de mínimos quadrados não-linear.

3.2.4 Identificação não-linear (MQnL)

Com base na equação 3.4 pode-se escrever:

$$\frac{dh}{d_t} \cdot A = Q - \sqrt{B \cdot h + C \cdot Q^2 + D}. \qquad \dots (3.42)$$

O objetivo é determinar o modelo de regressão ótimo para estimar os parâmetros $A, B, C \in D$. Aproximando $\frac{dh}{d_t}$ por $\frac{h_{k+1}-h_k}{T}$ pode-se estimar o valor \hat{h}_{k+1} via

$$\hat{h}_{k+1} = h_k + \frac{T \cdot Q_k}{A} - \frac{T}{A} \cdot \sqrt{B \cdot h_k + C \cdot Q_k^2 + D}.$$
 ...(3.43)

sendo a estimativa $\hat{h}_{k+1} = f(Q_k, h_k, \theta)$ uma função não linear

$$\hat{h}_{k+1} = f(Q_k, h_k, \theta) + \epsilon_k \qquad \dots (3.44)$$

na qual $\theta = [A \ B \ C \ D]^T$.

Sendo h_{k+1} o valor medido e $\hat{h}_{k+1}(\theta_k)$ o valor estimado com base nos parâmetros conhecidos no instante k, por Taylor, é possível corrigir a estimativa dos parâmetros com base no erro e na taxa de variação dos parâmetros, assim

$$h_{k+1} = \hat{h}_{k+1}(\theta_k) + \frac{\partial \dot{h}(\theta_k)}{\partial \theta}(\hat{\theta}_{k+1} - \theta_k) + \dots + \epsilon \qquad \dots (3.45)$$

ou ainda

$$h_{k+1} - \hat{h}_{k+1}(\theta_k) = \frac{\partial \hat{h}(\theta_k)}{\partial \theta} (\hat{\theta}_{k+1} - \theta_k) + \ldots + \epsilon_k \qquad \dots (3.46)$$

reescrevendo a equação anterior na forma matricial apenas com o primeiro termo da

expansão em Taylor

$$z = H \cdot \beta + \epsilon, \qquad \dots (3.47)$$

na qual H representa o vetor de derivadas parciais em relação aos parâmetros A, B, Ce D calculado com o valor de θ_k , $z = h_{k+1} - \hat{h}_{k+1}$ o erro de estimação e $\beta = \hat{\theta} - \theta_k$ a correção no vetor de parâmetros. Deste modo, a correção ótima no vetor de parâmetros β^* será obtida considerando a minimização do resíduo ϵ dado pela aproximação da série de Taylor, assim, aplicando o gradiente, igualando a zero e realizando o tratamento algébrico necessário

$$\beta^* = (H^T H)^{-1} H^T z = H^{\Psi} z. \qquad \dots (3.48)$$

Como originalmente $\beta = \hat{\theta} - \theta_k$ e $z = h_{k+1} - \hat{h}_{k+1}$ é possível reajustar o valor de $\hat{\theta}$ com iteradas sucessivas a fim de obter θ^* com a seguinte equação

$$\theta^* = \lim_{k \to \infty} \theta_k + H^{\Psi}(h_{k+1} - \hat{h}_{k+1}(\theta_k)). \qquad ...(3.49)$$

Assim como a identificação anterior os resultados serão apresentados a posteriori.

3.2.5 Identificação não-paramétrica

A identificação não paramétrica será utilizada para verificar a importância da não linearidade do sistema. Caso constatado que a não linearidade possui pouca influência um modelo linear será capaz de escrever com propriedade o modelo do sistema. Para tal será utilizado o conceito de sistemas lineares.

Um modelo linear é a representação de um sistema baseada no uso do operador linear.

Operações lineares satisfazem duas grandes propriedades, a aditividade

$$f(x + x') = f(x) + f(x') \qquad \dots (3.50)$$

e homogeneidade

$$f(ax) = af(x); \qquad \dots (3.51)$$

quaisquer que sejam $x \in x'$.

Baseando-se nessa premissa, se o sistema fosse linear, ao ser estimulado por uma função senoidal de frequência constante, responderia ao estimulo pela modificação da amplitude e/ou fase do sinal de entrada. Por exemplo um estimulo $x(t) = sin(2 \cdot \pi \cdot 30 \cdot t)$ e um sistema do tipo $G(x(t)) = 2 \cdot x(t-5)$ (figura 3.4(a)).



FIGURA 3.4 – Resposta no domínio da frequência

Considere ainda um outro sistema não linear, $G(x(t)) = 2 \cdot x^2(t-5)$, para as mesmas excitações. Observe que para o sistema linear, figura 3.4(a), a resposta é totalmente coerente às frequências de entrada, contudo, para o sistema não-linear, figura 3.4(b), existe a criação de componentes não coerentes em frequência.

Espera-se que a planta em questão possua as duas componentes, tanto linear quanto não-linear. Como exemplo, veja o formato de uma resposta em frequência do sistema $G(x(t)) = x^2(t-5) + x(t+5) + x^3(t-15)$ que possui estas duas características combinadas (figura 3.4(c)).

Por meio destas observações, uma excitação composta por raias de diversas frequências impares de mesma amplitude e com fase aleatória percorrendo um sistema qualquer deve responder com raias não coerentes para suas componentes não-lineares. Com isso pode-se qualitativamente inferir a quantidade de componentes não-lineares presentes no sistema. Esta excitação é conhecida como multisseno impar de fase aleatória e possuí como características banda limitada, espectro de amplitude conhecido para a faixa de excitação possibilitando a observação de não-linearidades (VANDERMOT; MOER; SCHOUKENS, 2007).

Assim, o objetivo desta identificação não-paramétrica é verificar o aparecimento de novas raias de frequência além das presentes no sinal de excitação.

Com as três metodologias explicitadas, é necessário caracterizar a excitação utilizada para estes ensaios, a metodologia de acesso às informações do controlador e os resultados destas identificações. Estes ensaios preliminares tem como objetivo o melhor contato com o equipamento e com algumas técnicas de modelagem. Mais a frente serão tratados elementos individuais do equipamento por meio de curvas características dos fabricantes, introduzindo informação disponível na indústria ao modelo.

3.2.6 Ensaios e excitação

Neste procedimento efetuou-se o registro da excitação e do nível do tanque de processo para todo experimento. O sinal de excitação foi aplicado no percentual da vazão máxima da bomba e para que o sistema se mantenha em região de operação a amplitude será mantida entre 60% e 70%.

A frequência de amostragem escolhida foi de 1Hz, uma vez que a dinâmica do sistema é lenta. Deste modo, a máxima frequência que pode ser imposta como excitação é, ao menos, duas vezes menor que a frequência de amostragem, pelo critério de Nyquist. Evitando a região limite, a máxima frequência utilizada foi de 0.1005hz. Para compor o multisseno utilizou-se passo de 0.01hz, mantendo todas as frequências de excitação em modos ímpares. A fase aleatória garante a persistência na excitação e evita que os senos de frequências múltiplas entrem em fase, elevando a amplitude da excitação. Esta elevação pode retirar o sistema da região de operação definida, prejudicando o ensaio.

Para excitar o sistema com este sinal por meio do Controlador Autônomo, alguns procedimentos devem ser considerados. Ao gerar o sinal requerido optou-se por utilizar o **MATLAB**[®], acoplando-o ao controlador por meio do protocolo de comunicação OPC (OLE for Process Control). Para possibilitar esta conexão e apresentar de fato os resultados, é necessário o conhecimento prévio deste protocolo e como utilizá-lo na planta em questão.

3.2.6.1 Protocolo OPC

OPC (Object Linking and Embedding (OLE) for Process Control) é um padrão para a intercomunicação entre dispositivos em sistemas de supervisão, controle e automação com outros dispositivos em redes.

Essa necessidade de integração como padrão surgiu por conta da dificuldade de se integrar sistemas de diferentes fornecedores e de se obter informações desses sistemas para consultas históricas, armazenamento de valores de processo, integração com sistemas de controle avançado, otimizadores em tempo real, etc.

Antes do padrão OPC, cada empresa deveria desenvolver suas próprias interfaces de coleta e escrita de dados para cada dispositivo ou equipamento que pertencesse a uma dada empresa. Além disso, a mesma empresa poderia ter diferentes padrões para seus diferentes equipamentos e para um mesmo equipamento poderia haver diferentes versões do software ou do protocolo de comunicação.

Isto dificultava a tarefa de se integrar os sistemas e sua manutenção. Tal situação levou a um esforço conjunto de grandes empresas da área de automação e informática a se unir e buscar uma forma única de realizar a comunicação entre seus sistemas. Como a Microsoft participava desse consórcio, a tecnologia que foi escolhida para se implementar este padrão foi a OLE (Object Linking and Embedding), que havia sido criada para realizar a transferência de dados entre diferentes aplicativos na plataforma Windows. O protocolo em nível de rede usado é o DCOM (Distributed Component Object Model), que faz parte da tecnologia OLE e que permite a troca de dados entre aplicativos que estão sendo executados em diferentes máquinas.

A escolha do DCOM até hoje é considerada a maior restrição do padrão OPC. Primeiro porque força o uso da plataforma Windows na implementação do padrão e segundo porque o DCOM deixa a desejar com relação à segurança da informação na comunicação de dados. O padrão OPC atualmente se encontra na versão 3.0 e incorpora os seguintes módulos: OPC-DA (Data Archive), que existe desde a versão inicial e serve para a leitura e escrita simples de valores entre dispositivos. O OPC-HDA (Historic Data Archive) serve para a leitura e gravação de valores entre dispositivos que permitem o armazenamento histórico de dados (normalmente conhecido como tendência histórica) e o OPC-AE (Alarm e Events) permite a leitura de alarmes e eventos dos dispositivos conectados. O OPC usa a arquitetura cliente servidor para a comunicação e trabalha com uma estrutura hierárquica de grupos e itens. O procedimento básico de troca de dados é:

- criar uma conexão entre o cliente e o servidor;
- criar um grupo onde serão inseridos os itens a serem lidos ou gravados;
- criar os itens de cada grupo (sensores e atuadores que serão lidos ou gravados);
- realizar as leituras e gravações;
- fechar a conexão.

Agora resta apenas apresentar como utilizar o OPC para o equipamento estudado. Deste modo,

3.2.6.2 Utilizando o OPC

Para ter acesso aos recursos disponíveis na planta deve-se executar os passos anteriormente descritos. Inicialmente uma conexão entre a placa de rede do PC local e o CLP deve ser efetivada. Com a conexão estabelecida, o próximo passo é a rotular um grupo ao qual todas as variáveis de interesse estarão vinculadas. Tais comandos são:

```
%variável de conexão
conexao=opcda('localhost','Yokogawa.YfsOPCServer.1');
%Conectando...
connect(conexao);
%variável de grupo
grupo=addgroup(conexao);
```

Cada sensor e atuador deve ser configurado. A lista de todos os atuadores acessíveis é

%ATUADORES

%bomba do tanque de processo

Percentual_bomba1=additem(grupo,'FCX01.LIC02.Mv');

Liga_desliga_bomba1=additem(grupo,'FCX01.BOMBA_TQ02W.CV');

%bomba do tanque de aquecimento

Percentual_bomba2=additem(grupo,'FCX01.LIC01.Mv');

Liga_desliga_bomba2=additem(grupo,'FCX01.BOMBA_TQ01W.CV');

%bomba entre tanque de aquecimento e processo

Liga_desliga_bomba12=additem(grupo, 'FCX01.BOMBA_TRANSPW.CV');

%Valvula de controle de vazão entre tanque aquecimento e processo

Percentual_valvula_controle=additem(grupo, 'FCX01.FIC02.MV');

%Percentual da Potencia Máxima Fornecida pelo aquecedor

Percentual_temperatura=additem(grupo,'FCX01.TIC02.MV');

assim como os sensores

%SENSORES

%altura tanque processo

Altura_tanque1=additem(grupo,'FCX01.LIC02.Pv');

%altura tanque aquecimento

Altura_tanque2=additem(grupo, 'FCX01.LIC01.Pv');

%Vazão fornecida pela valvula de controle

Vazao_TQ1_TQ2=additem(grupo, 'FCX01.FIC02.PV');

%Vazão fornecida bomba do tanque de processo

Vazao_TQ1=additem(grupo, 'FCX01.FI01.PV');

%Temperatura no topo do tanque de processo

Temperatura_TQ1_Up=additem(grupo,'FCX01.TIC01.PV');

%Temperatura da agua que flui entre os tanques

Temperatura_TQ1_TQ2=additem(grupo,'FCX01.TIC02.PV');

%Temperatura da agua que entra no tanque de processo

Temperatura_TQ1_In=additem(grupo,'FCX01.TI03.PV');

%Temperatura na base do tanque de processo

Temperatura_TQ1_Down=additem(grupo,'FCX01.TI04.PV');

Com os grupos configurados é necessário determinar quais elementos são importantes para o ensaio, ativando-os. Neste caso, apenas 3 variáveis necessitam de acompanhamento.

```
set(Percentual_bomba1,'active','on');
```

set(Liga_desliga_bomba1,'active','off');

set(Percentual_bomba2,'active','off');

set(Liga_desliga_bomba2,'active','off');

```
set(Liga_desliga_bomba12,'active','off');
```

set(Percentual_valvula_controle, 'active', 'off');

```
set(Percentual_temperatura,'active','off');
```

set(Altura_tanque1,'active','on'); set(Altura_tanque2,'active','off'); set(Vazao_TQ1_TQ2,'active','off'); set(Vazao_TQ1,'active','on');

```
set(Temperatura_TQ1_Up,'active','off');
```

set(Temperatura_TQ1_TQ2,'active','off');

```
set(Temperatura_TQ1_In,'active','off');
```

```
set(Temperatura_TQ1_Down, 'active', 'off');
```

Assim pode-se ler e escrever no grupo com os sinais desejados por meio dos comandos

%escrita em variável booleana

write(Liga_desliga_bomba1,1);

%escrita em variável real

write(Percentual_bomba1,65);

%Leitura das variáveis ativas do grupo

s = read(grupo);

%Valor da primeira variável do grupo

p = s(1).Value;

%Valor da qualidade da leitura da primeira variável do grupo

q = s(1).Quality;

%Valor do TimeStamp para a variável em questão

t = s(1).TimeStamp;

%desconectar o servidor

```
disconnect(conexao)
```

Com estes comandos é possível apresentar os resultados das identificações propostas.
3.2.7 Resultados das Identificações

Na figura 3.5 é possível verificar os valores de vazão e nível medidos do equipamento com a excitação multi-seno impar de fase aleatória sobre a vazão máxima da bomba. Sobre estes sinais foram utilizadas as técnicas de identificação.



FIGURA 3.5 – Variação dos sinais medidos durante o experimento

Para a identificação não-paramétrica propõe-se apenas verificar a relação de coerência entre o sinal de nível e o de vazão enviado para a bomba como excitação.

É possível a verificação de raias de frequência diferentes das fornecidas pela excitação, indicando não-linearidade (figura 3.6).

Em uma análise quantitativa, a somatória da amplitude das



FIGURA 3.6 – Identificação não paramétrica

raias coerentes dividida pela somatória de todo espectro no intervalo compatível com o período de amostragem utilizado, verifica-se que 82% das raias apresentam coerência, o que indica um efeito das não linearidades na zona de análise de ao menos 18% uma vez que não linearidades do tipo impares podem trazer parte do sinal novamente para a região de coerência, mascarando o efeito desta não linearidade.



FIGURA 3.7 – Trecho da validação da identificação paramétrica



FIGURA 3.8 – Resíduos dos modelos

Porém, como um modelo linear deve ser capaz de reproduzir todas as raias coerentes é esperado que exista um modelo linear capaz de reproduzir esta taxa de acerto. A seguir serão comparados os dois outros modelos identificados.

Veja na figura 3.7 que os dois modelos são representativos nesta região de identificação. Assim como o esperado, um bom modelo linear teria taxa de acerto da ordem de 82%, esta classe de modelo atingiu 80.21%. Porém, espera-se que o desempenho de modelo não-linear adequado possa ser melhor. No ensaio realizado este obteve uma taxa de acerto de 96,71%.

Uma verificação mais visual para estas discrepâncias é a observação dos resíduos dos dois modelos (figura 3.8). Com os resultados das metodologias clássicas apresentados, propõe-se para a próxima etapa, a modelagem com a utilização do máximo de informações disponíveis na indústria. Isto vai tornar a modelagem mais completa e fazer o modelo ser representativo em uma região muito maior do que a atual.

3.3 Modelagem com informações industriais Utilizando o máximo de recursos disponíveis

O modelo com informações industriais é uma tentativa de incluir o máximo de conhecimento possível à descrição matemática da planta de modo que esta possua validade em uma região ampla. Para tanto, uma técnica a caixa branca (AGUIRRE, 2004) é combinada com as curvas características fornecida pelos fabricantes dos subconjuntos do equipamento, preservando todas as não linearidades conhecidas. Para este procedimento optou-se por dividir o equipamento em dois principais subconjuntos, Bombas e Tanques, interligados por meio de diferentes trechos. Esta última é prevista pela adaptação do modelo global por meio do coeficiente de perda de carga que será discutido a posteriori.

3.3.1 Tanques

Para os tanques, figura 3.9, a dinâmica é regida pelas equações de continuidade e pela equação de Bernoulli. As primeiras explicitam que a variação no nível do tanque é

proporcional a diferença entre o fluxo de entrada e saída do tanque, $\dot{h} \propto Q_{in} - Q_{out}$.



A constante de proporcionalidade é dada pela área, A, do tanque. Por sua vez a vazão de saída é função, f, do nível e da perda de carga, ζ , na tubulação. Com a modulação, α , da válvula de saída introduz-se uma variação na vazão associada por meio da modificação deste coeficiente. Assim,



$$Ah = Q_{in} - f(h, \zeta, \alpha).$$
 ...(3.52)

Outras especificidades neste modelo devem ser consideradas. Os tanques possuem proteção física contra transbordo. Isto acrescenta ao modelo uma não-linearidade de saturação. Como as válvulas serão mantidas em uma posição fixa durante todo ensaio considera-se α como uma constante de proporcionalidade sobre a vazão de saída dos tanques. Sabendo-se que a perda de carga em metros, h_z , causada por um coeficiente de perda de carga ζ é dada por $h_z = \frac{\zeta v^2}{2g}$, com v sendo a velocidade de escoamento do fluído na saída do tanque e g a aceleração da gravidade, pode-se, por meio de simplificações e das áreas do tanque, A, e a dos dutos, a_t , rescrever $f(h, \zeta, \alpha)$ e obter a expressão

$$A\dot{h} = Q_{in} - \alpha \sqrt{\frac{2ga_t^2 h}{1+\zeta}}.$$
 ...(3.53)

A implementação desta dinâmica, no ambiente SIMULINK[®] da ferramenta MATLAB[®],



pode ser visualizada na figura 3.10.

FIGURA 3.10 - Tanques - Modelo em diagrama de blocos

3.3.2 Bombas

Para a modelagem das bombas e colunas de água foram utilizadas as informações de catálogos. Uma representação da seção estudada pode ser vista na figura 3.11.



FIGURA 3.11 – Representação física das bombas

Por relação de causalidade, uma estratégia de controle define o percentual de velocidade máxima da bomba por meio de uma imposição de um sinal de controle no CLP. Este é repassado para o inversor de frequência que excita o motor da bomba com a frequência necessária, o que provoca o deslocamento angular do eixo da bomba. Com um atraso de transporte o fluído atinge o tanque. Toda esta sucessão de eventos será reproduzida pelo modelo.

A relação entre a informação enviada pelo usuário e a frequência gerada pelo inversor é pré-configurada no inversor de frequências, ou seja, pode ser interpretada por uma tabela. Introduzindo dinâmica a esta informação estática, trataremos a transferência de frequência por velocidade angular, w, por um filtro passa-baixas, representativo do motor acoplado a bomba. Deste modo, com a ideal parametrização deste filtro é possível obter a velocidade angular do motor, w, a cada instante de tempo. Por acoplamento mecânico com o motor, a bomba centrífuga impulsiona água para os dutos. Graças aos esforços dos fabricantes, é possível obter as curvas características das bombas para uma determinada velocidade de rotação do motor.



FIGURA 3.12 – Curva característica da bomba BC-30 escalonada em função da velocidade de rotação

No entanto, é conhecida uma metodologia de translação destas curvas para a região de interesse, tornando o comportamento das bombas conhecidos e bem caracterizados. Tais curvas relacionam a vazão, Q, da bomba e a altura, h, da máxima coluna de água que ela pode vencer para a velocidade nominal w_n .

Se a velocidade de rotação é w_n então

todos os possíveis valores de Q e h são conhecidos. Se a velocidade muda para $w_1 \leq w_n$, então $h_1 = \left(\frac{w_1}{w_n}\right)^2 h$ e $Q_1 = \left(\frac{w_1}{w_n}\right) Q$ (metodologia de translação sitada anteriormente). A figura 3.12 ilustra esse efeito para as velocidades w_1 de 3200, 3000, 2500, 2000, 1500, 1000 e 500*rpm* aplicadas à curva característica da bomba **BC-30** com base no ensaio nominal fornecido pelo fabricante.

Deste modo, para caracterizar completamente este trecho deve-se atentar para o comportamento da bomba e para os dutos que o fluído necessita escoar. É de comum acordo que dutos diferentes permitem escoamentos mais custosos ou não, o que influencia diretamente na modelagem. O tratamento da dinâmica do escoamento pelos dutos será representada pela curva característica do sistema, de modo que o sistema opere na interseção entre a curva característica da bomba e a curva característica do sistema.

Para que a água atinja os tanques superiores a bomba deve ser capaz de vencer a pressão de coluna de água (carga estática, h_e) e o atrito gerado pela velocidade de escoamento do fluído (carga dinâmica, h_d). A carga estática é dada pela altura a ser elevado o fluído e não depende da velocidade da bomba, enquanto a carga dinâmica depende exclusivamente da velocidade do fluído e de atributos como rugosidade dos dutos, conexões, seção transversal, que podem ser resumidos em um parâmetro denominado coeficiente de perda de carga. Com efeito, a contribuição da carga dinâmica é da forma

$$h_d = (\zeta + 1) \frac{Q_b^2}{a_t^2 2g} \qquad \dots (3.54)$$

que representa um segmento de parábola crescente com o aumento da vazão. A está é adicionada a contribuição da perda de carga estática, transladando toda a curva e gerando a curva característica do sistema, sumarizada na figura 3.13(a).

Para ilustrar a região que este modelo proposto reproduz, um conjunto de pontos de operação obtidos pelo escalonamento das curvas apresentadas pode ser visto na figura



(a) Soma das cargas estáticas e dinâmicas para diferentes perdas de carga



FIGURA 3.13 – Curvas características e aplicações

3.13(b). Nesta, ainda é possível identificar uma região na qual o sistema é inoperante, ou seja, a velocidade da bomba proporciona pressão insuficiente para vencer a coluna de água do duto, fazendo com que a água não atinja o tanque superior.

Finalizando, a implementação deste modelo, no ambiente **SIMULINK**[®] da ferramenta **MATLAB**[®] esta sumarizada na figura 3.14. Nesta, a função **BC** é responsável pelo cálculo do ponto de operação.



FIGURA 3.14 – Bombas - Modelo em diagrama de blocos

3.3.3 Acoplamento dos Modelos

Considerando fixo o nível do tanque de reserva, hipótese válida por ser auto-regulada, deve-se acoplar a dinâmica de dois tanques com três bombas. A principal peculiaridade desta etapa está na bomba B_{ap} que retira fluido do tanque de aquecimento e o introduz no tanque de processo. Como o modelo do tanque tem como entrada a vazão Q_{in} , esta deve ser positiva para o tanque que recebe o fluido e negativa para aquele que fornece. Este procedimento promove acoplamento dos efeitos (figura 3.15).

3.3.4 Validação Experimental

Para a validação experimental deste modelo foi imposta a mesma excitação multisseno ímpar de fase aleatória proposta aos modelos simplificados discutidos anteriormente. Nesta, a seção estudada é a compreendida entre os tanques t_r e t_p para reproduzir os efeitos observados nos outros ensaios.



FIGURA 3.15 – Modelo completo do processo

Com os registros da excitação sobre as bombas e do nível do tanque de processo, durante os ensaios, é possível reproduzi-lo no modelo e comparar sua eficiência (figura 3.16).



Nota-se que os erros obtidos por esta metodologia, que estão retratados de forma percentual, são inferiores aos obtidos com os modelos lineares e com os não-lineares anteriores. Porém, para julgar a veracidade desta informação é necessária a discussão de alguns pontos. Primeiro, este modelo

não é um modelo de variações, e sim de

FIGURA 3.16 – Validação do modelo baseado em curvas características

valores absolutos, o que faz com que o erro de modelagem seja calculado sobre o valor absoluto e não sobre as variações. Isto faz com que um erro de 1% equivalha, em média e em valor absoluto, a 0.05 na escala de erro apresentada nos modelos linear e não-linear. É evidente que este é melhor do que o modelo linear que atinge erros na ordem de 5 vezes o máximo erro deste. Quanto ao não-linear, o erro médio deste é da ordem do máximo erro da modelagem por meio de curvas, mostrando uma melhoria significativa.

Porém, o acréscimo na taxa de acerto não é a principal vantagem. Por não se tratar de um modelo de variação, este é válido fora da região de equilíbrio definida pelos modelos clássicos, possibilitando reproduzir diversos casos como simular transbordo de tanques e estudar o efeito de falhas reais.

Quanto ao estudo das falhas, nos modelos clássicos, uma falha pode ser representada por perturbações nas entradas, saídas ou mesmo no modelo. No modelo com curvas características, um rompimento de duto, por exemplo, pode ser retratado por uma perturbação sobre o coeficiente de perda de carga. Deste modo, o efeito associado a esta perturbação se propaga de forma não linear pelo modelo, gerando uma perturbação na saída com topologia desconhecida, longe dos clássicos degrau e rampa adotados pelas técnicas clássicas de controle e detecção de falhas. Isto permite a verificação de algoritmos de controle e detecção de falhas em situações catastróficas, sem danos ao aparelho e perda de tempo ocasionadas pela lentidão do sistema.

Por fim, a próxima abordagem para modelagem esta estritamente vinculada com a sua difusão em rotinas de controle. Historicamente, algumas metodologias de controle se basearam em modelos em espaço de estado. Por este motivo, será apresentado um modelo linear em espaço de estados do processo por completo, posteriormente utilizado para formular o controlador preditivo.

3.3.5 Modelo Linear do Processo completo

Para este adotou-se uma estratégia de identificação linear por mínimos-quadrados empregando uma estrutura **ARX** (BENDAT; PIERSOL, 1990). Nesta o modelo linear é fruto da regressão obtida por meio da ponderação dos sinais com seus respectivos atrasos, ou seja,

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}.\theta \Rightarrow \theta^* = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \equiv \mathbf{X}^{\Psi} \mathbf{Y}, \qquad \dots (3.55)$$

na qual \mathbf{Y} é o vetor formado pelas saídas do modelo, \mathbf{X} uma matriz dada pelas entradas, seus valores passados e os valores passados das saídas e \mathbf{X}^{Ψ} é a representação da pseudoinversa de \mathbf{X} .

Outra maneira de se representar a fenomenologia do sistema é pela utilização de grafos sinalizados, figura 3.17. Para caracterizar totalmente o sistema deve-se obter todas as funções de transferência representadas pelas setas.



FIGURA 3.17 – Grafo do modelo

Como o processo de controle de nível é autoregulável, basta obter funções estáveis para cada um dos ramos. Estas permitem escrever o modelo em espaço de estados (GOLNARAGHI; KUO, 2009). Neste caso, os modelos são discretizados na forma:

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) &= \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) \\ \mathbf{y}(k) &= \mathbf{C}\mathbf{x}(k) + \mathbf{D}\mathbf{u}(k) \end{cases} \dots (3.56)$$

em que o vetor de estados, entradas e saídas são

definidos respectivamente por

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k) = [x_1(k) \cdots x_n(k)]^T; \\ \mathbf{u}(k) = [u_1(k) \cdots u_3(k)]^T = [B_p(k) \ B_a(k) \ B_{ap}(k) \]^T; \\ \mathbf{y}(k) = [y_1(k) \cdots y_5(k)]^T = [h_p \ h_a \ Q_p \ Q_a \ Q_{ap}]^T; \end{cases}$$
...(3.57)

e as matrizes **A**, **B**, **C** e **D** obtidas pela combinação em espaço de estado dos modelos de primeira ou segunda ordem (em função do desempenho) para todos os trechos considerados (figura 3.17) para a região de equilíbrio adotada. Em particular, o modelo considerado é composto por n = 11 estados, 3 entradas e 5 saídas. Cabe-se relatar que o modelo linear obtido teve base o modelo em blocos apresentado considerando que todos os trechos possuem a mesma perda de carga equivalente a perda de carga do trecho entre o tanque de reserva e o de processo. Para torná-lo mais realista devem ser obtidos os outros valores de perda de carga experimentalmente, o que a partir de agora não será necessário.

	0.9963	0	4.27	$797e^{-5}$	[$1.4054e^{-5}$	0	0	0	C	0	$2.6381e^{-5}$	$-8.2867e^{-}$	6 0 ⁶
	0	0.995.	en en	0		0	0 4	$.2797e^{-1}$	5 -1.4054	$1e^{-5}$ (C	$-2.6381e^{-8}$	$8.2867e^{-6}$	0
	0	0	Ţ.	.122	I	-0.2934	0.0375	0	0	C	C	0	0	0
	0	0				0	0	0	0	0	C	0	0	0
	0	0		0		1	0	0	0	0	C	0	0	0
$\mathbf{A} =$	0	0		0		0	0	1.122	-0.29	34 0.0	375	0	0	0
	0	0		0		0	0	1	0	0	C	0	0	0
	0	0		0		0	0	0	1	C	C	0	0	0
	0	0		0		0	0	0	0	C	0	1.1050	-0.2722	0.031
	0	0		0		0	0	0	0	C	0	1	0	0
	0	0		0		0	0	0	0	C	0	0		0
L	- [0] ₂	×3		1										
	1 0	0		1 0	0 (0	0	0	0	0	0	0	0	
	$[0]_{2}$	×3		0 1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	
B =	0 1	0	= C	0 0	0 ($2.2290e^{-6}$	$-7.32e^{-}$	0 2-	0	0	0	0	0	$\mathbf{D} = [0]_{5\times 3}$
	$[0]_{2}$	×3		0 0	0 (0	0	0	$2.2290e^{-6}$	$-7.32e^{-3}$	0 2	0	0	
	0 0	1			0 (0	0	0	0	0	0	$1.374e^{-6}$	$-4.316e^{-7}$	
	$[0]_{2}$	×3												

3.4 Verificação do modelo proposto Novos horizontes de sua utilização

A primeira proposta de aplicação deste modelo é em uma aula experimental. Como é difundido entre os especialistas, plantas desta natureza (industriais com transporte de fluído), apresentam peculiaridades que impossibilitariam sua utilização em ambiente acadêmico. Entre elas o tempo gasto para estabilização. O processo em questão dispende de cerca de 50 minutos, em malha aberta, para atingir o regime e permitir que dados sejam coletados para um experimento de identificação clássico com a utilização de excitações do tipo degrau.



FIGURA 3.18 – Propagação dos sinais durante o controle

Outro fator limitante é o custo destes equipamentos, que inviabilizam a compra de vários exemplares com a finalidade de suprir todos os alunos. Sobre esta óptica o modelo de simulação proposto parece ser a solução ideal, portanto, optou-se por testá-

lo. O procedimento proposto retrata o de-

senvolvimento de um experimento de controle completo, porém utiliza apenas uma seção da planta modelada, incluindo apenas os tanques de reserva, o de processo e a bomba entre eles. Este esta caracterizado pelo controle de nível do tanque de processo por meio do controle da velocidade da bomba, o que pode ser exemplificado pela figura 3.18.

Para reproduzir um procedimento de controle completo, um conjunto de requerimentos plausíveis é dado,

- tempo de assentamento inferior a 250s;

- sobressinal máximo de 20%;
- estabilidade;

assim como uma diretriz para o procedimento de controle

- identificação linear do processo;
- projeto de um controlador PI;
- simulação com o modelo linear;
- simulação com o modelo não-linear;
- projeto de filtro anti-windup;
- simulação não-linear com filtro;
- implementação do algorítimo de controle discretizado.

3.4.1 Resposta ao degrau

O processo de identificação sugerido é baseado em excitações do tipo degrau.

Dado uma referência, h_{ref} , encontre a amplitude do degrau que leve o nível do tanque de processo de $h_{ref} - h_1$ para $h_{ref} + h^2$, nas quais $h_1 e h_2$ delimitam a região de interesse. O primeiro passo para isto é encontrar a excitação, B_{ref} , que mantenha o nível no patamar h_{ref} em regime. Este procedimento pode ser feito por sucessivas tentativas (figura 3.19(a)).

Perceba que se este procedimento fosse realizado na planta real ao invés do modelo, para cada tentativa, aproximadamente 50 minutos seriam gastos, inviabilizando a aula. Porém com o auxílio do modelo este tempo é reduzido para poucos segundos. Posteriormente, modifica-se B_{ref} para excitar o sistema no interior da região. Adotou-se B entre $0,97B_{ref}$ e $1,03B_{ref}$ (figure 3.19(b)). Para esta excitação específica, a constatação de que $h_1 \neq h_2$ é um indicativo de não-linearidade. O nível obtido com este ensaio será utilizado para o procedimento de identificação.

Nesta etapa deve-se escolher a estrutura do modelo a ser identificado. Um modelo contínuo de primeira ordem e sem atraso de transporte foi escolhido para simplificar o projeto do controlador. Para esta classe, a taxa de crescimento deve necessariamente ser exponencial, o que permite sua obtenção por meio da função logarít-







(b) Região de interesse

mica neperiana e do procedimento (FRANKLIN; POWELL; EMAMI-NAEINI, 2001):

Graficamente (figure 3.20(a)) encontre $b \in k_1$ tais que

$$ln(h(\infty) - h(t)) = ln(k_1) - bt, \qquad ...(3.58)$$

na qual $h(\infty)$ indica o valor de regime e t o tempo. Na sequência calcule

$$a = \frac{bk_1}{k} \qquad \dots (3.59)$$

onde k é a amplitude do degrau, e assim escreva o modelo que descreve o sistema em torno do ponto de operação (B_{ref}, h_{ref}) como

$$G(s) = \frac{a}{s+b}.$$
...(3.60)

Por fim, simule ambos os modelos, o fornecido para o experimento e o linear comparando seus resultados (figura 3.20(b)). Duas considerações importantes devem ser mencionadas. A primeira diz respeito a figura 3.20(a) e esta diretamente vinculada com as dinâmicas de ordem superiores não consideradas na modelagem. Se o processo fosse essencialmente uma dinâmica de primeira ordem a curva seria uma reta e não apresentaria a divergência sinalizada na figura. A segunda se refere aos dois modelos, o fornecido para o experimento e o linear identificado. O último foi identificado sobre um nível de referência, assim, durante a simulação subtende-se que o sistema se encontra nesta posição antes de se aplicar os degraus, já no modelo com







(b) Validação



base em curvas, o tanque encontra-se vazio no início do ensaio, como na prática (figura

3.20(b)). Com o modelo finalizado deve-se projetar a estratégia de controle.

3.4.2 Estratégia de controle

A estratégia de controle recomendada é baseada na realimentação das componentes proporcionais e integrais do resíduo, e(t), obtido com a referência, conhecida como PI (GOLNARAGHI; KUO, 2009), ou

$$B(t) = K_p e(t) + K_i \int e(t) dt$$
 ...(3.61)

na qual o resíduo é definido por $e(t) = h(t) - h_{ref}$. Este controlador tem como uma de suas características a eliminação do erro de estado estacionário para entradas do tipo degrau. O projeto foi baseado na técnica lugar geométrico das raízes, LGR, estruturada pelo posicionamento do polo e zero do controlador com auxílio do modelo linear em malha aberta para estimar o comportamento em malha fechada (figura 3.21(a)).









Agora é possível aplicar o controlador obtido para ambos os modelos e verificar seu desempenho (figura 3.21(b)). Verifique a diferença entre o obtido por meio dos dois modelos. Como o esperado, o modelo linear obedece ao especificado, porém, o modelo não-linear apresenta sobressinal e tempo de assentamento maiores do que o especificado, retirando o sistema real das especificações.

100

O motivo deste descasamento pode ser encontrado quando observa-se a resposta das bombas dos dois modelos. No modelo não-linear tais valores são restringidos, efeito da não linearidade de saturação. Durante esta saturação, o controlador PI tenta exigir cada vez mais do atuador, sem saber que ele está trabalhando no limite físico. Esta exigência adicional é acumulada durante o período de saturação, portanto deve ser desacumulada quando o atuador deixar a saturação. Tal período de desacumulação leva o sistema a extrapolar o sobressinal e prejudica, consequentemente, o tempo de assentamento.

O efeito descrito é conhecido como windup e pode ser evitado com o filtro antiwindup. Para este caso, sua implementação Nivel (%) 50 -Nível desejado -Simulação não-linear Adição do filtro anti-windup 0 200 400 600 800 1000 Sinal de controle 300 --Simulação não-linear Adição do filtro anti-windup <u></u>200 🛞 Bomba 100 atuador respeitado 400 Tempo (s) 0 200 600 800 1000 (a) PI com anti-windup Ensaio X Simulação 100 90 80 70 Nivel, Bomba (%) 60 50 40 Bomba (Ensaio) 30 Nível (Ensaio) 20 Nível Referência Nível (Simulação) 10 Bomba (Simulação Dinâmica não Modelada

Filtro anti-windun

Sobre sinal aliminado

(b) Real x Simulação

200

Tempo (s)

250

350

400

300



150

50

100

é bastante simples, e corresponde a desligar a parcela integral do controle enquanto o atuador se encontra saturado. Sua utilização proporciona a eliminação do acréscimo de sobressinal e leva o sistema ao especificado inicialmente (figura 3.22(a)). Finalmente, este procedimento pode ser aplicado a planta real para verificar sua validade. Porém, como visto anteriormente, a troca de dados entre o CLP obedece a uma taxa de atualização, taxa de amostragem, setada em 1s e o controlador obtido é contínuo. Para discretizar o controlador a transformada Z foi aplicada e desta forma, com os comandos OPC descritos nas secções anteriores, o controlador foi transferido para a aplicação real. Os dados deste ensaio e da simulação foram capturados e estão dispostos na figura 3.22(b). Veja que são similares, salvo no início do ensaio que o processo se comporta um pouco diferente do esperado. Este fenômeno se deve ao fato de uma dinâmica não modelada relacionada a dois fatores. O primeiro é a turbulência gerada na saída do tanque de processo para níveis muito baixos e o segundo está vinculado com a falta de água nos dutos de saída no início do ensaio elevando a perda de carga uma vez que bolhas de ar estão incorporadas ao fluído durante o escoamento.

Com o procedimento completo uma aula foi realizada com 19 alunos de graduação em Engenharia de Computação no dia 19 de Novembro de 2009 durante uma aula prática de controle possibilitando a validação da proposta. Para quantizar este desempenho, um questionário foi efetuado sem a identificação dos alunos. Neste foram realizadas duas classes de questões com quatro possíveis respostas (Com certeza, Sim, Razoável, Não).

A primeira classe objetiva avaliar o aluno, auto-avaliação, e é composta das seguintes questões:

- possui conhecimento teórico suficiente para o desenvolvimento da prática laboratorial?;
- 2 obteve excelente desempenho individual durante as atividades propostas?;
- 3 o seu conhecimento sobre as ferramentas computacionais utilizadas (MATLAB[®] e
 SIMULINK[®]) foi suficiente para o desenvolvimento do experimento?;

 4 - você seria capaz de transferir o conhecimento adquirido durante este laboratório para uma situação problema em ambiente industrial?;

enquanto a segunda permite avaliar o processo e o professor, e é composta por:

- 5 julga o conteúdo relevante para a sua formação acadêmica?;
- 6 as conclusões apontadas no fechamento da prática foram esclarecedoras?;
- 7 o tempo utilizado para a realização do experimento foi suficiente?;
- 8 ao seu ponto de vista, o experimento representa a realidade fabril?;
- 9 a aula no laboratório proporcionou contato com novas tecnologias e possui aplicação direta?;
- 10 o apoio técnico do Instrutor foi adequado?;
- 11 todas as dúvidas e curiosidades foram esclarecidas durante a aula?;
- 12 a instalação e o equipamento são adequados?;

Com base na auto-avaliação, concluí-se que, apesar de se sentirem capazes, os alunos não estão certos sobre seu desempenho em um ambiente industrial. Este resultado é esperado uma vez que eles ainda não tem muito contato com este ambiente (figura 3.23).

Ainda, baseados nas demais questões, as três últimas indicam que o instrutor e os equipamentos condizem com as expectativas dos alunos, enquanto as questões 5 e 9 mostram que o experimento foi, de fato, relevante. Outro fator muito importante é a constatação de que nenhum pesquisado respondeu com Não a qualquer questão.



FIGURA 3.23 – Resultado da pesquisa realizada após uma aula com alunos de graduação.

Para não causar polarização nas respostas, um campo adicional foi criado para que o aluno expressasse qualquer outra consideração. Apenas um aluno utilizou-se deste com o seguinte comentário: "Mais práticas como esta deveriam ser proporcionadas para que possamos ter maior contato com a realidade industrial.".

4 Detecção e Controle Tolerante a Falhas

4.1 Detecção por conhecimento de causalidade Uma primeira abordagem

Com a planta conhecida e todos os detalhes esclarecidos, as abordagens baseadas em conhecimento para detecção de falhas podem ser utilizadas. A abordagem mais simples possível é a utilização de causalidade. Para o exemplo optou-se por utilizar a mesma seção da planta compreendendo o tanque de reserva, a bomba e o tanque de processo. É sabido que cada comando dado a bomba deve imprimir variação de vazão nos dutos, e variação no nível do tanque que recebe o fluído. Como notação, a variação de velocidade máxima da bomba imposta pelo usuário será dita I, a variação da medida no inversor de frequência P, variação dada pelo sensor de vazão Q e as mudanças no nível H.

Deste modo, enviado um determinado sinal I, representando um percentual da vazão máxima desejada, para a bomba por meio de um inversor de frequência, existe uma resposta de valor P, medida no próprio inversor, que indica o que será transmitido para a bomba. A bomba por sua vez transforma essa informação em vazão Q, que pode ser medida em um ponto do percurso por uma placa de orifício. Após um atraso de transporte t, o fluido chega ao tanque e começa a variar a altura H do nível do fluido. Essa variação é medida por um sensor de pressão localizado na base do tanque. Portanto, em um diagrama de causa e efeito: $I \Rightarrow P \Rightarrow Q \Rightarrow H$

Caso qualquer informação se propague sem a ocorrência do sinal de comando I, existe um problema no processo. Por exemplo, se a altura do tanque muda de valor sem o estímulo de I detecta-se uma falha. Essa falsa propagação pode ser oriunda de falhas no sensor, de aumento da vazão de saída causada por furos e rupturas de tubulação, ou de uma carga externa de fluido não originada do fluxo normal do processo. Como o objetivo é implementar apenas a detecção, ser capaz de acusar uma falha nesta propagação é suficiente. Considerando que exista um tempo máximo para o sinal se propagar e t_{max} é indicador da extrapolação desse tempo, as possíveis falhas e a condição normal de operação estão descritas na tabela 4.1.

Observação	F	alha	\mathbf{s}
Observação	Р	Q	Н
$I \to P \to Q \to H$	-	-	-
$I \to P \to Q \to t_{\max}$	-	-	Х
$I \to P \to t_{\rm max}$	-	X	Х
$I \to P \to H$	-	Х	-
$I \to Q \to H$	Х	-	-
$I \to Q \to t_{\rm max}$	Х	-	Х
$I \to H$	Х	Х	-
Ι	Х	X	Х
$P \to Q \to H$	Х	Х	Х
$P \to Q \to t_{\rm max}$	Х	X	-
$P \to t_{\rm max}$	Х	-	-
$P \to H$	Х	-	Х
$Q \to H$	-	Х	Х
$Q \to t_{\rm max}$	-	X	-
H	_	-	X

TABELA 4.1 – Possíveis estados do sistema

Para processar estas informações diversas topologias são possíveis, no entanto optou-se pela utilização dos autômatos finitos temporizados.

4.1.1 Solução por Autômatos Finitos Temporizados

Baseando-se na tabela 4.1 é possível construir um autômato finito temporizado que reconstrua os passos indicados. O autômato recebe do sistema físico as informações relativas ao início de uma variação do comportamento das variáveis $I, P, Q \in H$ evoluindo seus estados através das transições $I?, P?, Q? \in H?$. A sequência de evolução $I \Rightarrow P \Rightarrow Q \Rightarrow H$ representa a operação correta e forma o único caminho que leva o sistema ao estado inicial sem acusar falha. Qualquer outro caracteriza um conjunto de falhas e deve passar pelo *Reset*.

O alerta de falha é dado pelas sincronizações FP!, FQ! e FH! com três outros autômatos que administram individualmente cada uma das falha. Assim designou-se um autômato para cada falha simples (figura 4.1(a)). Assim, se dois deles estiverem em estado de falha verifica-se múltiplas falhas. Para possibilitar a evolução do sistema nesta condição, o canal de comunicação *Reset* deve ser *broadcast* capacitando-o a interagir com diversos autômatos ao mesmo tempo.



(c) Restrições para o início da operação

FIGURA 4.1 – Modelos para detecção de causalidade

Toda informação I descreve o início de um processo cíclico. Essa característica foi modelada partindo da premissa de que o início do processo pode ser efetuado apenas se o sistema estiver parado, ou seja, não estar em região característica de falha ou de operação. Para tal criou-se um autômato auxiliar para limitar condicionalmente o usuário exigindo a modelagem de dois outros canais de comunicação *CicloIniciado* e *CicloFinalizado* em combinação com os canais existentes FP, FQ e FH. Isto exige que os canais anteriores sejam *broadcast* para comandar este autômato ao mesmo tempo que o principal. Veja figura 4.1(c).

A estrutura dos geradores da informação dos sensores P, $Q \in H$ são do tipo usuário com liberdade de disparo a qualquer instante, figura 4.1(b). Por este motivo, o modelo de detecção prevê múltiplos acionamentos de cada um dos sinais, característica não apresentada na tabela utilizada como referência para construção do autômato. A previsão de qualquer acionamento em todas os estados do autômato aumenta sua robustez, evitando a ocorrência de eventos não previstos em estados reais.

Os autômatos anteriores foram construídos no software UPPAAL no qual é possível realizar verificações formais quanto às características funcionais. Este fato justifica a implementação do modelo proposto nesse software. O autômato principal que representa a dinâmica prevista anteriormente responsável pela detecção de falhas está caracterizado na figura 4.2.

Dentre as verificações formais, uma bastante útil é a verificação de *deadlock*. Estados que apresentam *deadlock* devem ser administrados com cuidado, pois o sistema não pode entrar em uma região que não seja capaz de evoluir, a menos que tenha sido projetado para tal. Se todos os caminhos possíveis a partir de todos os estados não levam a um estado sem transições desabilitadas, o sistema não possui *deadlock*. Essa verificação pode ser realizada com o comando:

• A[] not deadlock.



FIGURA 4.2 – Detector de falhas múltiplas via Autômatos Finitos Temporizados

Outra verificação importante é constatar que, se o sistema estiver em estados permitidos E1, E2, E3 e E4, ele nunca indicará falha nos autômatos de alarme. Essa pode ser expressa por:

• A[] ((Alg_Deteccao.E1 or Alg_Deteccao.E2 or Alg_Deteccao.E3 or Alg_Deteccao.E4) imply not (AlertaP.Falha_P or AlertaQ.Falha_Q or AlertaH.Falha_H)).

Como premissa do projeto, restringiu-se os instantes de acionamento do usuário I a

estar fora de operação e fora de região de falhas. Essa característica é verificada por:

• A[] ((Alg_Deteccao.E2 or Alg_Deteccao.E3 or Alg_Deteccao.E4

or Alg_Deteccao.F1 or Alg_Deteccao.F2 or

Alg_Deteccao.F3) imply (not Sinal_I.sI)).

Assim, sempre que o sistema estiver parado ele pode ser iniciado, funcionalidade garantida pela propriedade

• A[] (Alg_Deteccao.E1 imply Sinal_I.sI).

2 C:\Users\HP\Desktop\MESTRADO\ESCRITOS\SBAI\UP2.xml - UPPAAL	- 0 -×-
ile Edit View Tools Options Help	
🕼 😅 💾 🔍 🔍 K 🎼 🔍 🌤 🏷 iditor Simulator Verifier	
Overview	
A[] ((AlertaP.Falha_P or AlertaQ.Falha_Q or AlertaH.Falha_H) imply not Sinal_I.sI) A[] ((Alg_Deteccao.E2 or Alg_Deteccao.E3 or Alg_Deteccao.E4 or Alg_Deteccao.F1 or Alg_Deteccao.F2 or Alg_Deteccao.F3) A[] ((Alg_Deteccao.E1 imply Sinal_I.sI) A[] ((Alg_Deteccao.E1 or Alg_Deteccao.E2 or Alg_Deteccao.E3 or Alg_Deteccao.E4) imply not (AlertaP.Falha_P or AlertaQ A[] not deadlock	Check Insert Remove Comments
Query	
A[] not deadlock	
Comment	
O sistema não possui deadlock	
۲. Status ۱۳۱۳ - The spontetion of the second status and the second status and the second status and the second status of the second s	
Property is satisfied. A[] ((AlertaP.Falha_P or AlertaQ.Falha_Q or AlertaH.Falha_H) imply not Sinal_I.sI) Property is satisfied.	^
A[] ((Alg_Deteccao.E2 or Alg_Deteccao.E3 or Alg_Deteccao.E4 or Alg_Deteccao.F1 or Alg_Deteccao.F2 or Alg_Deteccao.F3) imply (not Sinal_I.sI)) Property is satisfied. A[] (Alg_Deteccao.E1 imply Sinal_I.sI)	
Property is satisfied. A[] ((Alg_Deteccao.E1 or Alg_Deteccao.E2 or Alg_Deteccao.E3 or Alg_Deteccao.E4) imply not (AlertaP.Falha_P or AlertaQ.Falha_Q or AlertaH.Falha_H)) Property is satisfied. A[] and for a detection	E
ALI not deadlock Property is satisfied.	-

FIGURA 4.3 – Verificações formais simuladas

Outra condição importante é que os sistema não possa ser iniciado em um estado de falha sem antes passar pelo reset. Esta característica é garantida pela propriedade

• A[] ((AlertaP.Falha_P or AlertaP.Falha_Q or AlertaP.Falha_H) imply not Sinal_-I.sI).

A verificação formal mostra que todas as propriedades foram satisfeitas (figura 4.3).

Um primeira simulação é realizada para verificar se o sistema opera normalmente na ausência de falhas, ou seja, a sequência observada em operação normal deve ser $I \Rightarrow P \Rightarrow Q \Rightarrow H$ (figura 4.4(a)).



FIGURA 4.4 – Testes para o detector

Em sequencia, o caso de falha simples foi testado. Para tal aplicou-se a sequência $I \Rightarrow P \Rightarrow Q \Rightarrow t_{\text{max}}$ que implica erro na informação de H e torna o estado terminal do detector em Falha H, impossibilitando o reinício do sistema antes de um comando de reset (figura 4.4(b)).

Por fim, a ocorrência de falhas múltiplas é evidenciada no ensaio. Nesta ocasião, todos eventos ocorrem sem o sinal I gerando indicadores de FalhaP, FalhaQ e FalhaH. Por sua concepção, antes de indicar falha múltipla, o detector indicará as falhas simples em sua ordem de ocorrência (figura 4.5).

Para integração com o modelo proposto este procedimento de detecção pode ser implementado por meio da ferramenta **STATEFLOW** do **MATLAB**[®]. Porém, a simplicidade na modelagem do algorítimo de detecção carrega consigo uma limitação enorme. Como alimentar o sistema de detecção com os sinais de variação das grandezas medidas? O que deve ser considerado variação ao invés de ruído, ou perturbação, ou distúrbio?



FIGURA 4.5 – Teste em condição de Falhas múltiplas

Um caso simples que inviabilizaria a utilização desta técnica seria a excitação multiseno impar de fase aleatória discutida anteriormente. Nesta os sinais variam a cada instante de tempo e inferir que uma variação é normal ou não seria impraticável. Porém, para o caso de degraus de amplitude suficiente e com intervalos grandes entre suas ocorrências a técnica poderia ser aplicada apenas com a ajuda de uma análise de variância dos sinais.

Deste modo, apesar de simples o desenvolvimento desta metodologia, o seu uso fica res-

trito para algumas classes de excitações, o que nos direciona para uma segunda metodologia de detecção. Esta, baseada no conhecimento do processo, visa a análise de invariantes para determinar falhas. Tal abordagem será descrita a seguir.

4.2 Detecção por conhecimento do processo Uma nova abordagem para a detecção

A segunda proposta de detecção está baseada no modelo de curvas característica e é aplicada a mesma seção anterior, porém uma informação adicional será fornecida. O sistema, tanque de reserva, bomba e tanque de processo possui como variáveis mensuráveis a vazão da bomba, o nível do tanque de processo, no entanto, o nível do tanque de reserva, h_{ef} , não é medido (figura 4.6).



O nível não medido, em contra partida, é auto regulado por uma vazão exógena dada por uma válvula liga/desliga mantendo-o entre h_{max} e h_{min} . Ainda, a configuração da bomba em *by-pass* permite o retrocesso do fluxo de fluído e a simulação de falhas como perda de eficiência da bomba, furos em dutos, entupimentos e outros. Assim, para utilizar as cur-

FIGURA 4.6 – *Processo em questão* vas características deve-se conhecer alguns parâmetros: velocidade da bomba (para escalonamento da curva da bomba), vazão no duto (para identificar o ponto de operação), o coeficiente de perda de carga e o nível do tanque de reserva (para características dinâmicas e estáticas).

A proposta de detecção de falhas é baseada no conhecimento do processo. Como sabido, a curva do sistema é definida pelo coeficiente de perda de carga que é reflexo de como o sistema esta configurado fisicamente. Em operação normal, esta característica física não muda e, portanto, o coeficiente de perda de carga permanece constante. Entretanto, na presença de vazamentos, entupimentos, falhas na eficiência da bomba e outras, este coeficiente é alterado. Com isso, este parâmetro é um invariante, assim, monitorá-lo é um descriminante de falhas.

Como visto durante a modelagem, o ponto de operação é definido pelo encontro da curva da bomba e do sistema. Felizmente a curva da bomba pode ser completamente caracterizada, pois a velocidade de rotação do motor é conhecida. Porém a curva do sistema não pode ser definida, uma vez que o nível do tanque de reserva não é medido. Contudo, o ponto de operação do processo é conhecido por conta da medição da vazão da bomba. Assim, é possível estimar uma família de curvas do sistema cuja parte estática seja o nível $h_{min} \leq h_{ef} \leq h_{max}$ e a parte dinâmica seja definida por um intervalo no qual o invariante coeficiente de perda de carga deva estar compreendido. Neste procedimento, se o valor do nível no ponto A, h_A , for h_{min} , então, para a que ambas as curvas se encontrem no ponto de operação conhecido, o coeficiente de perda de carga, ζ , deve assumir o valor ζ_{min} . No caso do nível ser h_{max} , o coeficiente de perda de carga assume seu valor máximo, ζ_{max} , definindo um possível intervalo para este invariante, ou seja, deve estar compreendido entre estes (figura 4.7).

Com o procedimento indicado é possível a obtenção dos valores de ζ_{max} e ζ_{min} que levem o sistema a operar nestas condições. Para dificultar a detecção optou-se por aplicar esta metodologia para um sistema controlado, aproveitando aquele obtido durante a aula experimental anterior, utilizou-se o controlador PI. Ainda, para aumentar a complexidade da estimação é criada uma saturação não prevista para o atuador em 65% de sua capacidade máxima. Um experimento proposto para a detecção foi a aplicação de dois degraus e a verificação do comportamento do detector em função do tempo (figura 4.8).

Contudo, pela utilização de curvas estáticas na modelagem dinâmica, alguns efeitos



FIGURA 4.7 – Procedimento para estimação de ζ_{min} e ζ_{max}

dinâmicos foram desconsideradas, promovendo erros de detecção. No entanto, a utilização de técnicas de filtragem pode melhorar este processo. O fluxo dos sinais, assim como a rotina de detecção com o filtro pode ser vista na figura 4.9(a) e o resultado da aplicação de detector na figura 4.9(b).

É visível a melhora no detector na ausência de perturbações. Ainda, extraindo a média e os desvios padrões do ensaio é possível determinar níveis de alarmes.

Uma vez que o parâmetro nominal ζ_n do sistema esteja definido com seu intervalo relativo $\zeta_n^{min} < \zeta_n < \zeta_n^{max}$ é possível a aplicação de diversas técnicas de detecção de falhas e faltas. A mais simples para este processo é a análise de limites. Dado que $\zeta_{estimado}$ ultrapasse os limites impostos pelo ensaio nominal, um alarme deve ser gerado. Neste caso os limites foram considerados em função de 1, 2 ou 3 vezes o desvio padrão do sinal obtido durante o ensaio sem falhas. Divididos em faixas de severidade é possível detectar faltas e falhas como mostrado na figura 4.10.

Duas perturbações são introduzidas no processo: uma em 296s e outra em 670s de



FIGURA 4.8 – Resultados do experimento e do estimador do coeficiente de perda de carga

ensaio. Na figura 4.10(b) é possível distinguir uma falha (o primeiro evento) de uma falta (o segundo evento) pela localização nas faixas de desvio. Na figura 4.10(a) fica evidente a diferença entre o efeito da falta e da falha para a característica principal do sistema.

Como explicado anteriormente, a falha não permite que o sistema atinja seu objetivo,


(b) Estimação com filtro

FIGURA 4.9 – Implementação e resultados do estimador com utilização do Pré-filtro compensador de Dinâmica e sem perturbações

enquanto a falta permite que o objetivo seja atingido com diminuição de sua desempenho. Na figura 4.10(a), vê-se que a detecção de uma falha pode ser realizada em 4s enquanto a falta pode ser visualizada apenas após 18s de ensaio. Considerando que a taxa de amostragem utilizada foi de 2s a falha foi detectada em 2 períodos de amostragem e a falta em 9. Esta diferença é justificada por conta da severidade das duas perturbações. A





(b) Utilização de limites para detecção de Faltas e Falhas

FIGURA 4.10 – Aplicação da margem de alarmes definidas pelos desvios padrões para detecção de falhas e faltas durante o experimento de determinação do coeficiente de perda de carga com pré-filtro.

falha, que é uma perturbação mais severa, promoveu uma detecção mais ágil, enquanto a falta, perturbação mais amena, retardou a detecção. Neste ensaio as falhas e faltas

foram geradas com a utilização da Válvula disposta para configurar o ByPass da bomba vista na figura 4.6, simulando estreitamento de trechos, entupimentos de válvulas, filtros, vazamentos ou outros.

Com uma rotina de detecção pronta, vamos em busca de uma técnica de controle tolerante a falhas para integrar toda a planta.

4.3 Controle Preditivo Baseado em Modelo Uma abordagem para integração das funcionalidades da planta

A busca por menores custos e melhor competitividade desperta o interesse por controladores mais eficientes no ramo industrial. Estes necessitam ser capazes de determinar uma condição favorável de operação mesmo em situações adversas. Notoriamente o Controle Preditivo baseado em Modelo (Model-Based Predictive Control, **MPC**) vem se destacando neste sentido (QIN; BADGWELL, 2003). Sua característica de maior interesse é a possibilidade de determinar o controle ótimo dentro de um conjunto de restrições físicas determinadas pelo processo. Estas podem ser em atuadores (e.g. excursão e taxa de variação), em variáveis controladas (e.g. nível de um tanque) ou definidas por requisitos de segurança e qualidade. O **MPC** permite o tratamento de sistemas **MIMO**, com atraso de transporte e de fase não mínima, frequentes em processos industriais, ou o problema de interesse. Acrescidos a estas capacidades, neste trabalho serão abordados conceitos como a adição de ações integrais e filtros anti-*windup* para tolerância a distúrbios exógenos.

Com visto anteriormente, todos os tanques possuem saídas com válvulas manuais permitindo a regulação do fluxo. Os tanques superiores, $T_p \in T_a$, são instrumentados com sensores para os níveis representados por $h_p \in h_a$ seguindo os índices dos tanques. Acoplando os tanques de processo e de aquecimento existe uma terceira bomba centrífuga que transporta água de T_a para T_p . Esta bomba, B_{ap} , é da família **BC-2000** (SCHNEIDER, 2008) e possui vazão Q_{ap} .

As bombas permitem variação em suas velocidades de rotação por meio de inversores de frequência, exceto a B_{ap} , que está configurada como liga/desliga, cuja vazão é controlada por uma válvula pneumática.

Todo sensoriamento é feito por meio de rede **FIELDBUS**[®] conectada a um controlador autônomo da família **STARDOM**, permitindo registro dos dados em **PC** via protocolo **OPC**.

Desta forma, o sistema possui 3 entradas $(B_a, B_p \in B_{ap})$ e 5 saídas $(Q_a, Q_p, Q_{ap}, h_a \in h_p)$.

Com toda caracterização da planta, é necessário descrever o problema de controle para que o projeto possa ser iniciado. Com base no conhecimento do processo, definiu-se que o controlador deve ser capaz de:

- retirar o sistema de um ponto de equilíbrio inicial levando as saídas h_p, h_a, Q_p, Q_a
 e Q_{ap} para novos valores de equilíbrio convenientes;
- tolerar distúrbios exógenos;
- respeitar os limites físicos dos atuadores e sensores, assim como as restrições de operação do processo.

Para validar o controlador projetado e verificar se atende aos requisitos propostos optou-se por utilizar o modelo de simulação criado anteriormente.

4.3.1 Formulação de controle preditivo adotada

A notação adotada para a construção do funcional de custo está baseada em (MA-CIEJOWSKI, 2002).

Considerando que a planta apresente p entradas u manipuláveis e q saídas y a serem controladas em um horizonte de previsão N por um horizonte de controle M, define-se, para $i = 0, \dots, M - 1$:

$$\mathbf{u}(k+i|k) = \begin{bmatrix} u_1(k+i|k)\cdots u_p(k+i|k) \end{bmatrix}^T$$
$$\hat{\mathbf{U}} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{u}}(k|k) \\ \hat{\mathbf{u}}(k+1|k) \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{u}}(k+M-1|k) \end{bmatrix}_{pM \times 1};$$

do mesmo modo, para $i = 1, \cdots, N$,

$$\mathbf{\hat{y}}(k+i|k) = \begin{bmatrix} y_1(k+i|k)\cdots y_q(k+i|k) \end{bmatrix}^T \\ \hat{\mathbf{\hat{Y}}} = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{\hat{y}}}(k+1|k) \\ \hat{\mathbf{\hat{y}}}(k+2|k) \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{\hat{y}}}(k+N|k) \end{bmatrix}_{qN\times 1};$$

nos quais o símbolo sobrescrito $\hat{}$ denota variáveis preditas com base nas informações disponíveis no instante atual (k).

Para evitar variações abruptas das referências, foi adotada a suavização da trajetória

de referência $r_j(k),$ tal que para $j=1,2,\cdots,q$ e $i=1,2,\cdots,N$

$$\begin{cases} r_j(k) &= y_j(k) \\ r_j(k+i) &= (1-\alpha_j)r_j(k+i-1) + \alpha_j yref_j(k) \end{cases}$$

na qual $yref_j$ e $\alpha_j \in [0, 1]$ são a referência a ser seguida e o parâmetro de suavização associados à j-ésima saída respectivamente. Empilhando r_j e $yref_j$ nos vetores **r** e **yref** e inserindo os pesos α_j na matriz diagonal Λ , tem-se

$$\begin{cases} \mathbf{r}(k) &= \mathbf{y}(k) \\ \mathbf{r}(k+i) &= (\mathbf{I}_{\mathbf{q}} - \mathbf{\Lambda})\mathbf{r}(k+i-1) + \mathbf{\Lambda}\mathbf{yref}(k) \end{cases}$$

o que permite a criação do vetor \mathbf{R} por meio do empilhamento de $\mathbf{r}(k+i)$ para $i = 1, 2, \dots, N$.

Outra variável importante na otimização é a variação do controle, dita $\Delta \mathbf{u}(k+i|k)$. Esta permite definir

$$\begin{split} \boldsymbol{\Delta} \mathbf{u}(k+i|k) &= \mathbf{u}(k+i|k) - \mathbf{u}(k+i-1|k) \\ \boldsymbol{\Delta} \hat{\mathbf{U}} &= \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Delta} \hat{\mathbf{u}}(k|k) \\ \boldsymbol{\Delta} \hat{\mathbf{u}}(k+1|k) \\ \vdots \\ \boldsymbol{\Delta} \hat{\mathbf{u}}(k+M-1|k) \end{bmatrix}_{pM \times 1}. \end{split}$$

Com estas informações é possível escrever o funcional de custo J adotado para o projeto:

$$J = \parallel \hat{\mathbf{Y}} - \mathbf{R} \parallel_{\mathbf{W}_{\mathbf{y}}}^{2} + \parallel \Delta \hat{\mathbf{U}} \parallel_{\mathbf{W}_{\mathbf{u}}}^{2}$$

na qual $\mathbf{W_y}$ e $\mathbf{W_u}$ são matrizes de ponderação formadas pelos blocos diagonais de N e

M matrizes $\mathbf{W}_{\mathbf{y}}(i)$ e $\mathbf{W}_{\mathbf{u}}(i)$ respectivamente, tais que

$$\mathbf{W}_{\mathbf{y}}(i) = \begin{bmatrix} \mu_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \mu_q \end{bmatrix} \text{ para } i = 1, 2, \cdots, N,$$

$$\mathbf{W}_{\mathbf{u}}(i) = \begin{bmatrix} \rho_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \rho_p \end{bmatrix} \text{ para } i = 1, 2, \cdots, M,$$

são matrizes diagonais positivo semi-definida e positivo definida respectivamente, isto é, $\mu_i \ge 0$ e $\rho_i > 0$, $\forall i$.

Este tratamento possibilita reescrever a função de custo na forma matricial

$$J = \left(\hat{\mathbf{Y}} - \mathbf{R}\right)^T \mathbf{W}_{\mathbf{y}} \left(\hat{\mathbf{Y}} - \mathbf{R}\right) + \Delta \hat{\mathbf{U}}^T \mathbf{W}_{\mathbf{u}} \Delta \hat{\mathbf{U}} \qquad \dots (4.1)$$

O controle tem como objetivo minimizar este funcional de custo, obtendo o valor ótimo de controle, $\mathbf{u}^*(k)$, que deve ser aplicado no instante em questão. Para isso, é necessário expressar o vetor $\hat{\mathbf{Y}}$ em função do vetor $\Delta \hat{\mathbf{U}}$ através de um modelo de predição.

4.3.2 Modelo de predição e otimização do funcional de Custo

Para esta analise serão utilizadas as matrizes **A**, **B**, **C** e **D** definidas pelo modelo linear. Considerando que caso o horizonte de controle seja inferior ao de predição, o valor do último controle aplicado será mantido por todo horizonte de predição e por meio da utilização recursiva da equação (3.56), da notação apresentada e adotando n como o número de estados do sistema, é possível escrever a equação de predição na forma

$$\hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{H}\hat{\mathbf{U}} + \mathbf{\Phi}\mathbf{x}(k) \qquad \dots (4.2)$$

em que as dimensões de $\hat{\mathbf{Y}}$, \mathbf{H} , $\hat{\mathbf{U}}$, $\boldsymbol{\Phi}$ e $\mathbf{x}(k)$ são $qN \times 1$, $qN \times pM$, $pM \times 1$, $qN \times n$ e $n \times 1$, respectivamente. Na equação(4.2), \mathbf{H} representa a matriz de transferência e $\boldsymbol{\Phi}$ a de resposta livre formadas por

е

$$\boldsymbol{\Phi} = \left[\begin{array}{ccc} \mathbf{C} \mathbf{A} & \mathbf{C} \mathbf{A}^2 & \cdots & \mathbf{C} \mathbf{A}^N \end{array} \right]^T \cdot$$

Dado que o funcional de custo é parametrizado em $\Delta \hat{U}$ e sabendo que

$$\hat{\mathbf{u}}(k+j|k) = \mathbf{u}(k-1) + \sum_{i=0}^{j} \Delta \hat{\mathbf{u}}(k+i|k)$$

é possível escrever

$$\hat{\mathbf{U}} = [\mathbf{I}_{\mathbf{p}}]_{\mathbf{M}} \mathbf{u}(k-1) + \mathbf{T}_{\mathbf{M}}^{\mathbf{I}\mathbf{p}} \Delta \hat{\mathbf{U}} \qquad \dots (4.3)$$

na qual $[\mathbf{I}_{\mathbf{p}}]_{\mathbf{M}}$ representa o empilhamento vertical de M matrizes identidades $\mathbf{I}_{\mathbf{p}}$ de pelementos e $\mathbf{T}_{\mathbf{M}}^{\mathbf{I}_{\mathbf{p}}}$ é a matriz bloco triangular inferior formada de matrizes $\mathbf{I}_{\mathbf{p}}$. Com a equação(4.3) reescreve-se a equação(4.2) na forma

$$\hat{\mathbf{Y}} = \underbrace{\mathbf{H}\mathbf{T}_{\mathbf{M}}^{\mathbf{I}\mathbf{p}}}_{\mathbf{G}} \Delta \hat{\mathbf{U}} + \underbrace{\mathbf{H}[\mathbf{I}_{\mathbf{p}}]_{\mathbf{M}}\mathbf{u}(k-1) + \mathbf{\Phi}\mathbf{x}(k)}_{\hat{\mathbf{F}}}$$

cujas matrizes $\mathbf{G} \in \hat{\mathbf{F}}$ podem ser construídas antes do início da rotina de otimização, pois dependem exclusivamente de parâmetros e variáveis conhecido no instante k. Assim o problema de otimização consiste em minimizar o funcional de custo

$$J(\Delta \hat{\mathbf{U}}) = \left(\hat{\mathbf{Y}} - \mathbf{R}\right)^T \mathbf{W}_{\mathbf{y}} \left(\hat{\mathbf{Y}} - \mathbf{R}\right) + \Delta \hat{\mathbf{U}}^T \mathbf{W}_{\mathbf{u}} \Delta \hat{\mathbf{U}} \qquad \dots (4.4)$$

s.a.

$$\hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{G} \boldsymbol{\Delta} \hat{\mathbf{U}} + \hat{\mathbf{F}} \qquad \dots (4.5)$$

Substituindo a equação(4.5) em (4.4) e impondo que o gradiente de J em relação a $\Delta \hat{\mathbf{U}}$ seja igual a zero, obtém-se a seguinte solução para o problema:

$$\Delta \mathbf{U}^* = (\mathbf{G}^T \mathbf{W}_{\mathbf{y}} \mathbf{G} + \mathbf{W}_{\mathbf{u}})^{-1} \mathbf{G}^T \mathbf{W}_{\mathbf{y}} (\mathbf{R} - \hat{\mathbf{F}}). \qquad \dots (4.6)$$

Vale salientar que apenas os primeiros p elementos de ΔU^* , correspondentes a $\Delta U(k|k)$, são enviados ao processo. No instante k + 1, recalcula-se o valor do controle ótimo, seguindo uma estratégia de horizonte retrocedente. Descreve-se a seguir uma abordagem para tratamento de distúrbios com a utilização de integradores. Esta estratégia tem por objetivo eliminar o erro de regime na presença de distúrbios constantes, como imperfeições de modelo ou falhas no processo.

4.3.3 Tratamento de distúrbios na planta

Um procedimento conveniente para garantir erro de rastreamento nulo na presença de distúrbios constantes e descasamento de modelo consiste em aumentar o estado da planta com o erro acumulado das saídas. Este considera o acúmulo (integral) de erro das saídas sobre as referências no horizonte de predição. O vetor de estado aumentado será denotado por $\zeta(k)$. Em função dos pesos considerados, este procedimento eliminará o erro de regime com maior ou menor velocidade, mesmo na presença de descasamento de modelo e distúrbios. Para isso, define-se o estado adicional $\mathbf{z}(k) = [z_1 \ z_2 \ z_3 \ z_4 \ z_5]^T$ que representa o acumulo de erro em cada uma das saídas. Ainda,

$$\hat{\mathbf{z}}(k+1) = \mathbf{z}(k) + \hat{\mathbf{y}}(k) - \mathbf{r}(k)$$

Com

$$\hat{\zeta}(k+1) = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}(k+1) \\ \mathbf{z}(k+1) \end{bmatrix}; \hat{\chi}(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{y}(k) \\ \mathbf{z}(k) \end{bmatrix};$$

e sabendo-se que $\hat{\mathbf{y}}(k) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k)$, pode-se escrever a expressão na forma

$$\begin{split} \hat{\zeta}(k+1) &= \left[\begin{array}{cc} \mathbf{A}_{n \times n} & \mathbf{0}_{n \times q} \\ \mathbf{C}_{q \times n} & \mathbf{I}_{\mathbf{q}} \end{array} \right] \hat{\zeta}(k) + \\ &+ \left[\begin{array}{cc} \mathbf{B}_{n \times p} \\ \mathbf{0}_{q \times p} \end{array} \right] \mathbf{u}(k) - \left[\begin{array}{c} \mathbf{0}_{n \times p} \\ \mathbf{I}_{\mathbf{q}} \end{array} \right] \mathbf{r}(k) \\ \hat{\chi}(k) &= \left[\begin{array}{cc} \mathbf{C}_{q \times n} & \mathbf{0}_{q \times q} \\ \mathbf{0}_{q \times n} & \mathbf{I}_{\mathbf{q}} \end{array} \right] \hat{\chi} + \left[\begin{array}{c} \mathbf{D}_{q \times p} \\ \mathbf{0}_{q \times p} \end{array} \right] \mathbf{u}(k) \end{split}$$

ou ainda,

$$\begin{aligned} \hat{\zeta}(k+1) &= \mathbf{A}_{\mathbf{e}}\hat{\zeta}(k) + \mathbf{B}_{\mathbf{e}}\mathbf{u}(k) - \mathbf{E}_{\mathbf{e}}\mathbf{r}(k) \\ \hat{\chi}(k) &= \mathbf{C}_{\mathbf{e}}\hat{\zeta}(\mathbf{\hat{k}}) + \mathbf{D}_{\mathbf{e}}\mathbf{u}(k) \end{aligned}$$

Tomando $\hat{\chi}$ como o empilhamento das N previsões dentro do horizonte de predição obtémse

$$\hat{\chi} = \underbrace{\mathbf{H}_{\mathbf{e}} \mathbf{T}_{\mathbf{M}}^{\mathbf{I}\mathbf{p}}}_{\mathbf{G}_{\mathbf{e}}} \Delta \hat{\mathbf{U}} + \underbrace{\mathbf{H}_{\mathbf{e}} [\mathbf{I}_{\mathbf{p}}]_{\mathbf{N}} \mathbf{u}(k-1) \Phi_{\mathbf{e}} \zeta(k) - \mathbf{PR}}_{\hat{\mathbf{F}}_{\mathbf{e}}}$$

na qual $\mathbf{G}_{\mathbf{e}}$, $\mathbf{H}_{\mathbf{e}} \in \Phi_{\mathbf{e}}$ equivalem às matrizes \mathbf{G} , $\mathbf{H} \in \Phi$ anteriores mas montadas com as matrizes $\mathbf{A}_{\mathbf{e}}$, $\mathbf{B}_{\mathbf{e}}$, $\mathbf{C}_{\mathbf{e}} \in \mathbf{D}_{\mathbf{e}}$. A matriz \mathbf{P} diz respeito à propagação do distúrbio dentro do

horizonte de predição, sendo construída por:

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \mathbf{C}_{\mathbf{e}} \mathbf{E}_{\mathbf{e}} & \mathbf{0} & \cdots & \mathbf{0} \\ \\ \mathbf{C}_{\mathbf{e}} \mathbf{A}_{\mathbf{e}} \mathbf{E}_{\mathbf{e}} & \mathbf{C}_{\mathbf{e}} \mathbf{E}_{\mathbf{e}} & \cdots & \mathbf{0} \\ \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \\ \mathbf{C}_{\mathbf{e}} \mathbf{A}_{\mathbf{e}}^{N-1} \mathbf{E}_{\mathbf{e}} & \mathbf{C}_{\mathbf{e}} \mathbf{A}_{\mathbf{e}}^{N-2} \mathbf{E}_{\mathbf{e}} & \cdots & \mathbf{C}_{\mathbf{e}} \mathbf{E}_{\mathbf{e}} \end{bmatrix}$$

Assim (4.4) pode ser reescrita como

$$J_e = (\hat{\chi} - \mathbf{R}_e)^T \mathbf{W}_{\mathbf{y}e} (\hat{\chi} - \mathbf{R}_e) + \Delta \hat{\mathbf{U}}^T \mathbf{W}_{\mathbf{u}} \Delta \hat{\mathbf{U}} \qquad \dots (4.7)$$

cuja matriz $\mathbf{W}_{\mathbf{ye}}$ é dada por $\mathbf{W}_{\mathbf{y}}$ com acréscimo dos pesos μ_i , $i = 1, \dots, q$ referentes aos erros acumulados e $\mathbf{R}_{\mathbf{e}}$ pelo empilhamento do vetor \mathbf{R} com as referências para os erros acumulados representado por $\mathbf{0}_{q \times 1}$

Na ausência de restrições, analogamente à equação(4.6), a solução ótima é dada por

$$\Delta \mathbf{U}^* = (\mathbf{G}_{\mathbf{e}}^T \mathbf{W}_{\mathbf{y}\mathbf{e}} \mathbf{G}_{\mathbf{e}} + \mathbf{W}_{\mathbf{u}})^{-1} \mathbf{G}_{\mathbf{e}}^T \mathbf{W}_{\mathbf{y}\mathbf{e}} (\mathbf{R}_{\mathbf{e}} - \hat{\mathbf{F}}_{\mathbf{e}}) \qquad \dots (4.8)$$

Esta solução é tolerante a descasamentos de modelo e a distúrbios exógenos constantes, porém não considera as limitações físicas do sistema. Nesta forma, este procedimento pode propor uma solução ótima que seja fisicamente impossível. Para evitar que isto ocorra serão introduzidas restrições no processo de otimização.

4.3.4 Tratamento de restrições

Na presença de restrições, a otimização é realizada sobre o funcional

$$\Delta \hat{\mathbf{U}}^{T} \left(\mathbf{G}_{\mathbf{e}}^{T} \mathbf{W}_{\mathbf{y}\mathbf{e}} \mathbf{G}_{\mathbf{e}} + \mathbf{W}_{\mathbf{u}} \right) \Delta \hat{\mathbf{U}} + \\ + 2 \left(\hat{\mathbf{F}}_{\mathbf{e}} - \mathbf{R}_{\mathbf{e}} \right)^{T} \mathbf{W}_{\mathbf{y}\mathbf{e}} \mathbf{G}_{\mathbf{e}} \Delta \hat{\mathbf{U}} \qquad \dots (4.9)$$

na qual $\Delta \hat{\mathbf{U}}$ está sujeito às restrições ativas.

Três tipos de restrições serão consideradas:

• no valor do controle $\mathbf{u}(k)$;

 $- \ u_{min} \leqslant U \leqslant u_{max}$

• na variação do controle $\Delta \mathbf{u}(k)$;

 $-\Delta u_{\min} \leqslant \Delta U \leqslant \Delta u_{\max}$

• nas saídas e acumulações de erros $\chi(k)$;

 $-\chi_{\min} \leqslant \chi \leqslant \chi_{\max}$

Reescrevendo as restrições em função de ΔU

$$\begin{split} \mathbf{u_{\min}} &\leqslant \ [\mathbf{I_p}]_{\mathbf{N}} \mathbf{u}(k-1) + \mathbf{T_N^{Ip}} \Delta \mathbf{U} &\leqslant \ \mathbf{u_{max}} \\ \\ \Delta \mathbf{u_{\min}} &\leqslant \ \Delta \mathbf{U} &\leqslant \ \Delta \mathbf{u_{max}} \\ \\ \chi_{\min} &\leqslant \ \mathbf{G_e} \Delta \mathbf{U} + \hat{\mathbf{F_e}} &\leqslant \ \chi_{\max} \end{split}$$

ou ainda,

$$\begin{array}{rcl} \mathbf{T_N^{Ip}} \Delta \mathbf{U} &\leqslant & \mathbf{1_N} \mathbf{u_{max}} - [\mathbf{I_p}]_{\mathbf{N}} \mathbf{u}(k-1) \\ \\ -\mathbf{T_N^{Ip}} \Delta \mathbf{U} &\leqslant & [\mathbf{I_p}]_{\mathbf{N}} \mathbf{u}(k-1) - \mathbf{1_N} \mathbf{u_{min}} \\ \\ \Delta \mathbf{U} &\leqslant & +\mathbf{1_N} \Delta \mathbf{u_{max}} \\ \\ -\Delta \mathbf{U} &\leqslant & -\mathbf{1_N} \Delta \mathbf{u_{min}} \\ \\ \mathbf{G_e} \Delta \mathbf{U} &\leqslant & +\mathbf{1_N} \chi_{max} - \hat{\mathbf{F_e}} \\ \\ -\mathbf{G_e} \Delta \mathbf{U} &\leqslant & -\mathbf{1_N} \chi_{min} + \hat{\mathbf{F_e}} \end{array}$$

que, matricialmente, é

$$\mathbf{S\Delta U} \leqslant \mathbf{b}$$
 ...(4.10)

 sendo

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} +\mathbf{T}_{\mathbf{N}}^{\mathbf{Ip}} \\ -\mathbf{T}_{\mathbf{N}}^{\mathbf{Ip}} \\ +\mathbf{1}_{\mathbf{N}} \\ +\mathbf{1}_{\mathbf{N}} \\ +\mathbf{G}_{\mathbf{e}} \\ -\mathbf{G}_{\mathbf{e}} \end{bmatrix} \mathbf{e} \quad \mathbf{b} = \begin{bmatrix} +\mathbf{1}_{\mathbf{N}}\mathbf{u}_{\max} - [\mathbf{I}_{\mathbf{p}}]_{\mathbf{N}}\mathbf{u}(k-1) \\ -\mathbf{1}_{\mathbf{N}}\mathbf{u}_{\min} + [\mathbf{I}_{\mathbf{p}}]_{\mathbf{N}}\mathbf{u}(k-1) \\ +\mathbf{1}_{\mathbf{N}}\Delta\mathbf{u}_{\max} \\ -\mathbf{1}_{\mathbf{N}}\Delta\mathbf{u}_{\min} \\ +\mathbf{1}_{\mathbf{N}}\chi_{\max} - \hat{\mathbf{F}}_{\mathbf{e}} \\ -\mathbf{1}_{\mathbf{N}}\chi_{\min} + \hat{\mathbf{F}}_{\mathbf{e}} \end{bmatrix}$$

Resumindo, o problema consiste em minimizar o custo definido em (4.9) sujeito às restrições dadas por (4.10).

4.3.5 Resultados e Discussão

Nesta seção serão apresentados resultados referentes à simulação do **MPC** na presença de distúrbios. O projeto do controlador está baseado na otimização de funcionais de custo envolvendo três tipos de variáveis: variações no controle; diferenças entre o modelo e os sensores; integradores de erros com base nas referências. Em todas simulações os tanques partem de níveis não-nulos que estejam dentro do intervalo de restrição e as bombas partem desligadas. Ainda, deve-se escolher os horizontes de predição, de controle e estabelecer as restrições pertinentes. Adotou-se horizonte de predição N = 25, de controle M = 25 para um modelo com n = 11 estados sujeito às seguintes restrições:

- As bombas B_p e B_a devem estar inferiormente limitadas a 40% da velocidade máxima;
- A bomba B_{ap} deve manter um fluxo mínimo de 10% entre os tanques;
- Os níveis estão limitados entre 0,1m e 0,65m uma vez que os tanques não podem ficar vazios e que o nível de transbordo é de 0,7m.

Com estas considerações, três abordagens serão comparadas: **MPC** sem ação integral; **MPC** com ação integral; **MPC** com ação integral e filtro anti-*windup*.

4.3.5.1 MPC sem ação integral

Para o **MPC** sem a ação integral faz-se os valores da diagonal da matriz de pesos $\mathbf{W}_{\mathbf{u}}(i)$ em [1 1 1] (pesos sobre variação de B_p , B_a e B_{ap} respectivamente) e os da matriz $\mathbf{W}_{\mathbf{ye}}(i)$ em $1000 \times [1 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]$ (pesos sobre h_p , h_a , q_p , q_a , q_{ap} e sobre os respectivos integradores). Esta configuração penalizará erro entre a referência e o valor predito com maior relevância do que o peso sobre o esforço de controle e não considera tratamento de distúrbios em sua concepção. O resultado pode ser visto na figura 4.11.



FIGURA 4.11 – Simulação sem falhas e sem ação integral.

Nesta observa-se que as restrições são satisfeitas em todo intervalo de simulação e que as referências são atingidas com erro de rastreamento de mesma amplitude do ruido do sinal medido, portanto atingindo condições satisfatórias mesmo com a predição baseada no modelo linear. Contudo, como não foi concebido para tolerar falhas, este procedimento não será capaz de rastrear as referências nesta condição. Para evidenciar este comportamento, três falhas são introduzidas na simulação (figura 4.12). A primeira ocorre em t = 400se corresponde a um aumento da perda de carga no trecho compreendido entre a bomba B_p e o tanque do processo, a segunda em t = 600s e indica aumento da perda de carga no trecho compreendido entre os tanques de aquecimento e o de processo e a terceira em t = 800s e indica aumento da perda de carga entre a bomba B_a e o tanque de aquecimento. Fisicamente tais falhas podem representar obstruções por partículas, estreitamento de dutos, entupimento de filtros, vazamentos e outros. Todas as três falhas não cessam após o início, ou seja, em t = 800s as 3 falhas estarão presentes. Como apresentado figura 4.12(b), por conta da introdução das falhas, os níveis não atingem mais as referências estabelecidas. Isto justifica a utilização da ação integral de controle.

4.3.5.2 MPC com ação integral

Para esta configuração adota-se a diagonal principal de $\mathbf{W}_{\mathbf{u}}(i)$ em [1 1 1] e de $\mathbf{W}_{\mathbf{ye}}(i)$ em 1000 × [1 1 0 0 0 1 1 0 0 0]. Como o objetivo do otimizador é minimizar o funcional de custo que está baseado na regulação do erro acumulado, espera-se que esta implementação seja capaz de restituir o efeito de uma falha. Esta restituição pode ser vista no regime estacionário dos sinais apresentados na figura 4.13(b) quando comparados com os da figura 4.12(b). Nota-se que, em contrapartida, este procedimento gera um aumento significativo no sobressinal durante o regime transitório e provoca saturação dos atuadores que operam por um período maior nas fronteiras delimitadas pelas restrições (figura 4.13(a)).

Tal aumento do sobressinal leva o sistema para regiões próximas das restrições sobre



FIGURA 4.12 – Simulação com falhas e sem ação integral.

o controle promovendo violações temporárias nas restrições sobre as saídas. Isto justifica a utilização de um filtro que seja capaz de reduzir o efeito do sobressinal.



(b) Saídas: Níveis

FIGURA 4.13 – Simulação com falhas e com ação integral.

4.3.5.3 MPC com ação integral e filtro anti-windup

O sobressinal resultante da implementação anterior é decorrente da acumulação de erros gerada pelos integradores durante a saturação dos atuadores. A ação integral continua a acumular os erros de rastreamento para incrementar o valor do controle, porém quanto o atuador atinge a saturação, a acumulação não tem efeito nenhum até que o sinal atinja a referência. Ao atingir o valor desejado, os integradores devem desacumular os erros somados até o momento para levar a variação do esforço de controle a zero e assim entrar em regime. No entanto, as acumulações realizadas durante a saturação, que não mostraram efeito positivo sobre a velocidade de reação do sistema, passam a interagir negativamente com o tempo de assentamento em consequência do aumento do sobressinal causado ao desacumular o erro somado indevidamente. O fenômeno descrito anteriormente é denominado *windup*.

Uma repetição da simulação apresentada na figura 4.13 foi realizada para mostrar a acumulação indevida de erros (figura 4.14). Esta acumulação, gerada pela saturação dos atuadores, pode ser observada na figura 4.14(a) (saídas) e na figura 4.14(b) (erro acumulado) com destaque para os intervalos de saturação dos atuadores. Fica evidente que durante as regiões de saturação o erro é indevidamente acumulado levando a perda de tempo para sua desacumulação.

Isto pode ser evitado interrompendo-se esta acumulação na ocorrência de saturação. Tal técnica é conhecida como filtro anti-*windup* (FRANKLIN; POWELL; EMAMI-NAEINI, 2001). Neste caso, para a saturação da bomba B_a ou da B_{ap} optou-se por parar a acumulação do integrador relacionado com o erro da variável h_a , enquanto para saturação da bomba B_p ou da B_{ap} parou-se a acumulação relacionada a h_p . O resultado da implementação deste procedimento pode ser verificado na figura 4.15, na qual o acúmulo dos erros (figura 4.15(b)) e as saídas com ênfase nas regiões de saturação (figura 4.15(a)) estão devidamente apresentados. Ainda, é possível verificar que o sobressinal adicionado pela ação integral foi reduzido, mantendo-se o rastreamento sem erro de regime.



(b) Erro acumulados nos integradores

FIGURA 4.14 – Acumulação indevida de erros pelos integradores durante a saturação dos atuadores

Esta implementação do controle com ação integral provida de filtro é passivamente tolerante a classe de falhas geradas e possibilita o tratamento de restrições físicas e dos efeitos da saturação. Esta terceira implementação é qualitativamente mais interessante



(b) Saídas: Alturas

FIGURA 4.15 – Resultados da aplicação do Filtro anti-windup sobre o \boldsymbol{MPC} com ação integral

do que as anteriores.

4.3.5.4 Comparativo das Técnicas

Para realizar uma comparação qualitativa das técnicas optou-se pela utilização do resíduo, $\mathbf{s_i}(\psi)$, dado pelo acúmulo dos módulos das diferenças entre a referência e a saída desde o instante inicial até a presente aquisição, ψ , ou seja,

$$\mathbf{s}_{\mathbf{i}}(\psi) = \sum_{t=1}^{\psi} |\mathbf{yref}_{\mathbf{i}}(t) - \mathbf{y}_{\mathbf{i}}(t)|$$

para t discreto em função do período de amostragem. Deste modo, a configuração que acumular o maior erro para cada uma das saídas será aquela que terá pior desempenho. Com este indicador ainda é possível o acompanhamento da evolução do desempenho durante a ocorrência de falhas.

Para sumarizar o desempenho global optou-se por utilizar o indicador $\mathbf{s}(\psi)$ definido por

$$\mathbf{s}(\psi) = \sum_{i=1}^{q_e} \mathbf{s}_i(\psi)$$

na qual q_e indica o número de saídas a serem controladas, no caso, as relativas a h_p e h_a .

Este indicador pode ser calculado após a simulação, o que permite a utilização de outra formulação. Como os vetores $\mathbf{yref_i} \in \mathbf{y_i}$ são conhecidos pode-se obter o vetor $\mathbf{s_i}$ para todo $1 < \psi < \Psi$, sendo Ψ a quantidade de pontos da simulação, por meio da operação

$$\mathbf{s_i} = \mathbf{T}_{\Psi}^1 \left| \mathbf{yref_i} - \mathbf{y_i}
ight|$$

na qual a matriz \mathbf{T}_{Ψ}^1 é triangular inferior de dimensão $\Psi \times \Psi$ cujos elementos de $i \ge j$ são unitários, para *i* denotando as linhas e *j* as colunas desta matriz. Estes podem ser sumarizados no vetor ${\bf s}$ resultando em:

$$\mathbf{s} = \mathbf{T}_{\Psi}^1 \sum_{i=1}^{q_e} |\mathbf{yref_i} - \mathbf{y_i}|$$









FIGURA 4.16 – Comparativos das técnicas apresentadas.

A figura 4.16(a) apresenta este indicador para cada um dos ensaios propostos. Nomeando de ensaios 1, 2 e 3 o ensaio sem ação integral e sem filtro, o ensaio com ação integral e sem filtro e o ensaio com ambos, respectivamente, enfatiza-se alguns comportamentos, como os descritos a seguir.

Sem falhas, no ensaio 1, o erro acumulado cresce apenas durante as variações de referência (figura 4.16(b)). Na presença de falhas, observa-se uma taxa de variação constante que cresce com a intensidade da falha (figura 4.16(a)).

Com a ação integral (ensaio 2) a taxa de variação do erro retorna para zero em estado estacionário, porém o sobressinal adicional provoca uma elevação expressiva deste erro durante as transições de referência (figura 4.16(a)).

O acréscimo do filtro anti-*windup* (ensaio 3) diminui a contribuição do acúmulo de erros para as mudanças de referência mantendo a acumulação de erros em zero durante o regime.

Como o melhor desempenho foi definido para o controlador que acumular o menor indicador durante o intervalo de simulação cabe uma análise: Na ausência de falhas, os ensaio 1 e 3 apresentam índices equivalentes (figura 4.16(b)). Contudo, em condição de falhas, sem a utilização do filtro anti-*windup* observa-se um aumento expressivo do índice. Como no ensaio 2 não existe previsão de saturação dos atuadores, apesar de acomodar as falhas, a acumulação de erros é elevada no transiente elevando o índice final. Assim, pode-se verificar que a melhor implementação quanto ao acúmulo de erros em presença de falhas é a descrita pelo ensaio 3, e que a implementação ensaio 2, nesta janela de observação, apresentou pior índice que o ensaio 1. Cabe ressaltar que para janelas, falhas ou referências diferentes este mesmo índice de desempenho poderia ser melhor para o ensaio 2 quando comparado com o ensaio 3 em virtude da taxa de variação constante acrescida por uma falha na ausência da ação integral. Contudo, o índice apresentado será sempre menor para o ensaio 3.

Sobre um ponto de vista prático, para o processo em questão, o tempo médio de cálculo das rotinas de otimização é da ordem de 0.14*s* por período de amostragem. Esta estimativa é baseada nas simulações que englobam as rotinas de otimização e integração das equações diferenciais do modelo. Tendo em vista que o período de amostragem utilizado no experimento é da ordem de segundos, é possível a implementação do algoritmo em tempo real proporcionando tratamento de restrições e tolerância passiva a faltas.

Neste ponto, com o MPC implementado no cenário de falhas e faltas, deseja-se verificar se o detector de falhas é capaz de operar nestas condições. Os resultados desta implementação estão dispostos na próxima seção.

4.3.6 Detecção sobre o Sistema Controlado

Para aplicar o procedimento de detecção de falhas no sistema controlado pelo MPC, algumas adaptações devem ser realizadas em função de como os sinais estão disponíveis no modelo. Na metodologia apresentada anteriormente, as variáveis utilizadas pelo detector são a vazão e o percentual da velocidade da bomba medidas, portanto, recuperadas após a dinâmica da planta. Para evitar que o detector fique misturado com os sub-modelos, parte desta propagação, assim como os ajustes de unidades serão efetuados no interior do detector. O procedimento continua o mesmo discorrido anteriormente, com filtro, estimação da perda mínima, máxima e média (como o diagrama de blocos na figura 4.17).

Nesta, o procedimento de detecção é reproduzido pela função **PCarga**, enquanto os blocos anteriores suprem a propagação dos sinais. Esta função é capaz de, com base em



FIGURA 4.17 – Estimador da perda de carga utilizado

médias e desvios da estimação do coeficiente de perda de carga, acusar a presença de falhas ou faltas. Como o sistema já está previamente controlado mesmo na presença de perturbações, todos os eventos acusados pelo detector serão tratados como faltas. Falhas, que exigiriam paradas parciais ou totais do sistema, não serão caracterizadas a *priori*.



FIGURA 4.18 – Indicador de Faltas

O objetivo é que o sistema continue funcionando mesmo na presença de faltas e que estas sejam detectáveis. Parte deste objetivo já foi atingida pelo MPC, porém ainda não foi gerado nenhum alerta sobre o funcionamento do sistema. Estes alertas, para a mesma simulação do sistema completo com o MPC e faltas em 3 instantes de tempos distintos, foram tratados com 3 abordagens. A primeira remete-se ao estimador sem filtros para os dados de entrada e saída, figura 4.18. Nesta é possível verificar que as mudanças mais bruscas nas condições das bombas, ocasionadas pelo controlador, geram falsos alarmes durante a detecção, assim como fazia na planta.

Para contornar este problema, uma filtragem nos dados de entrada e uma posterior filtragem no coeficiente estimado em função do tempo foram realizadas. Como todo procedimento de filtragem, este evita os falsos alarmes, no entanto pode atrasar a resposta do detector em alguns passos (figura 4.19).



FIGURA 4.19 – Indicador de Faltas com filtro

Veja que a detecção sobre o trecho entre os tanques, ζ_{ap} , entra em estado intermitente, errando diversas vezes. Estes erros são causados pois a vazão no trecho considerado é tão pequena quanto a resolução do modelo, ocasionado erros de quantização. Para evitar estes erros, toda vez que o sistema estiver em níveis de vazão nesta ordem de grandeza o estimador vai adotar a última estimativa válida como o valor atual (figura 4.20). Este procedimento pode implicar em não funcionamento do algorítimo quando a vazão for muito pequena, o que não será nenhum problema pois sem fluxo de fluído não há com estimar falhas e suas consequências são praticamente irrelevantes.



FIGURA 4.20 – Indicador de Faltas com filtro e isento do erro de quantização

Assim, como mostrado nas figuras anteriores, a metodologia é válida para este tipo de aplicação. No entanto, algumas questões ainda estão em aberto e serão apontadas nas conclusões como trabalhos futuros.

5 Conclusão

Diversas conclusões parciais foram apresentadas no decorrer do trabalho. Esta seção será utilizada para sumarizá-las. Inicialmente foi realizado um levantamento amostral das técnicas de detecção mais difundidas na literatura. Estas foram classificadas e ranqueadas em 2 grupos com 3 sub-grupos. Os resultados mostram, que neste universo de artigos selecionados do PORTAL CAPES, existe um equilíbrio entre os grupos, com 47% das técnicas relativas a conhecimento e 53% a aprendizagem. No primeiro grupo, existe uma tendência para a utilização do conhecimento do processo e um equilíbrio entre o conhecimento das falhas e de causalidade com, respectivamente, 41%, 31% e 28%. Já no segundo grupo, esta tendência é mais acentuada, atingindo a mesma ordem da anterior com, respectivamente, 50%, 28% e 22%. Para esta tese foram escolhidas técnicas baseada no conhecimento, levando ao estudo detalhado do processo. No início, modelos simples foram criados para observar os comportamentos dinâmicos da aplicação. Estes foram linearizados de equações das mecânicas dos fluídos gerando um primeiro modelo linear de variações de estrutura ARX. Na sequência, optou-se por utilizar o mesmo modelo de variações só que desta vez com a estrutura não-linear por meio de mínimos quadrados não linear. De um modelo para o outro a taxa de acerto subiu de 80,21% para 96,71%. No entanto, como são modelos de variação, fora das regiões de equilíbrio estes apresentam um descasamento expressivo. Para contornar este problema foi criado um modelo baseado

em curvas características dos subconjuntos do processo para que este não seja incremental e possa reproduzir o experimento em uma região maior. Neste passo utilizou-se uma combinação entre curvas características obtidas por manuais técnicos, equacionamentos teóricos de dinâmicas de fluidos, representação de elementos por filtros lineares, tabelas e introdução das não-linearidades conhecidas. Com isto, o modelo resultante apresenta erro inferior ao não linear previamente a presentado até mesmo próximo a região de equilíbrio do primeiro. Fato importante é que com este modelo final, evitou-se testes de algorítimos de controle e detecção na planta, levando a uma economia de tempo. Para ser exato, um experimento de 2 horas passou a ser simulado em 1 minuto. Com este modelo pronto, um teste foi realizado para verificar se este é simples o suficiente para ser usado com alunos de graduação e ainda sim consegue representar a planta com acurácia. Neste experimento os alunos fizeram um projeto de PI com anti-windup contínuo e registraram seu funcionamento. Na sequência discretizaram o controlador resultante aplicaram na planta. Um comparativo do resultado esperado e do obtido foi realizado, mostrando que este modelo é uma ótima ferramenta para intender os fenômenos e questões práticas com os alunos sem perdas de tempo em ensaios exaustivos. Os resultados serão submetidos para a *IEEE-Transaction on Education*.

Com um modelo representativo, uma técnica de detecção baseada em conhecimento de causalidade foi apresentada. Para sua implementação foram utilizados autômatos finitos temporizados. Esta estrutura permite a realização de verificações formais evitando que erros de operação seja cometidos. No entanto, como premissa, necessitou que as variações em todas as variáveis fossem reportadas de modo a possibilitar o acompanhamento da causalidade. Este procedimento se torna inviável para o processo em questão pela presença de ruídos de medição e, com maior relevância, pelo fato de ser aplicado no processo em malha fechada. Nesta condição, os atuadores reagem continuamente aos estímulos de referência, tornando complicada a determinação de uma variação normal ou não para alimentar o detector. Tal ocorrência levou a utilização de um detector baseado em conhecimento do processo que monitora o coeficiente de perda de cargas. Este coeficiente é representação direta de uma classe de falhas, permitido não apenas detectar, mas sim isolar uma falha. Os resultados deste detector foi apresentado e aprimorado para que possa funcionar em sistemas controlados. A princípio foi testado em uma seção da planta para o controlador PI apresentado anteriormente. Os resultados foram publicados no CBA 2010. Ainda, optou-se por sofisticar o controlador para que o sistema possa utilizar seus recursos de modo cooperativo. A abordagem escolhida foi o MPC, que foi detalhado e simulado com ação integral e anti-*windup*. Estas implementações foram comparadas e discutidas. Os resultados foram submetidos para a revista SBA e aguardam avaliações. Novamente o detector foi testado para um controlador em malha fechada. Os resultados foram apresentados sugerindo a integração entre a informação do detector e o controlador.

Uma forma de integração é utilizar a informação dos detectores para aumentar ou diminuir a robustez do controlador MPC. Esta questão tem um apelo muito importante no requisito vida útil dos atuadores. Sobre ação exaustiva do controle, os atuadores sofrem maiores desgastes, portanto, tem sua vida útil reduzida. Com ação menos intensa o sistema pode não atingir os requisitos. Assim, como introduzir a informação dos detectores no algorítimo do controlador preditivo para que este atue sem, ou com efeito reduzido, da ação integral quando nenhuma falha está presente e com efeito elevado para o caso oposto. Isto permitiria introduzir correções apenas ao trecho que necessite, elevando a robustez do sistema apenas nas regiões de interesse.

Uma proposta peculiar é a atualização contínua dos pesos de controle em função dos

desgastes dos elementos em análise. Considerando a perda de carga como fator de desgaste do trecho, é possível ajustar os pesos do controle de modo que o sistema gaste de forma equilibrada todos os atuadores, quando cooperativos. Assim, uma parada programada pode ser realizada para troca de todos ao mesmo tempo, o que deve ser realizado quando o sistema estiver parado, e.g. fins de semana ou feriados. Este procedimento pode prever perturbações nos desgastes, uma vez que este é monitorado, promovendo uma ação, ao menos curiosa no controlador preditivo.

Diversos são os ramos de pesquisas que se abrem a partir dos resultados apresentados, tanto testes de controladores, sistemas de aprendizagem, identificadores e outros com os modelos discutidos, quanto a utilização do detector proposto em integração a uma estratégia de controle.

Referências

AFONSO, P. A. F. N. A.; FERREIRA, J. M. L.; CASTRO, J. A. A. M. Sensor fault detection and identification in a pilot plant under process control. **Chemical Engineering Research and Design**, v. 76, n. 4, p. 490–498, May 1998.

AGUIRRE, L. A. Introdução à identificação de sistemas: técnicas lineares e não-lineares aplicadas a sistemas reais. 2. ed. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2004.

ALTUG, S.; CHEN, M.-Y.; TRUSSELL, H. J. Fuzzy inference systems implemented on neural architectures for motor fault detection and diagnosis. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 46, n. 6, p. 1069–1079, 1999. ISSN 0278-0046.

ARRUDA, E. G. M.; ROQUEIRO, N. Detecção e isolamento de falhas sobre sensores utilizando banco de observadores. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE P&D EM PETRÓLEO E GÁS, 3., 2005, Bahia. **Anais...** Salvador: IBPG, 2005.

ASOKAN, A.; SIVAKUMAR, D. Fault detection and diagnosis for a three-tank system using structured residual approach. International Journal on Automatic Control and Systems Engineering, v. 7, n. 2, p. 1–8, Nov 2007.

ASOKAN, A.; SIVAKUMAR, D. Model based fault detection and diagnosis using structured residual approach in a multi-input multi-output system. Serbian Journal of Electrical Engineering, v. 4, n. 2, p. 133–145, 2007.

AYHAN, B.; CHOW, M.-Y.; SONG, M.-H. Multiple signature processing-based fault detection schemes for broken rotor bar in induction motors. **IEEE Transactions on Energy Conversion**, v. 20, n. 2, p. 336–343, 2005. ISSN 0885-8969.

AYOUBI, M. Fuzzy systems design based on a hybrid neural structure and application to the fault diagnosis of technical processes. **Control Engineering Practice**, v. 4, n. 1, p. 35–42, Jan 1996.

AYOUBI, M.; ISERMANN, R. Neuro-fuzzy systems for diagnosis. Fuzzy Sets and Systems, v. 89, n. 3, p. 289–307, Aug 1997.

BAI, C. et al. Structure design of intelligent fault diagnosis system based on data mining. In: WORLD CONGRESS ON INTELLIGENT CONTROL AND AUTOMATION, 6., 2006, China. **Proceedings...** Dalian: WCICA, 2006. v. 2, p. 5648–5652.

BECK, J. B.; NEMIR, D. C. Arc fault detection through model reference estimation. In: POWER SYSTEMS CONFERENCE, 2006, New Orleans. **Proceedings...** New Orleans: SAE International, 2006.

BEMPORAD, A.; MIGNONE, D.; MORARI, M. Moving horizon estimation for hybrid systems and fault detection. In: AMERICAN CONTROL CONFERENCE, 1999, San Diego. **Proceedings...** Psicataway: IEEE, 1999. v. 4, p. 2471–2475.

BENDAT, J. S.; PIERSOL, A. G. **Random data**: analysis and measurement procedures. New York: John Wiley & Sons, 1990. ISBN 0471040002.

BOUBOUR, R. et al. A petri net approach to fault detection and diagnosis in distributed systems: application to telecommunication networks, motivations, and modelling. In: IEEE CONFERENCE ON DECISION AND CONTROL, 36., 1997, San Diego. **Proceedings...** Psicataway: IEEE, 1997. v. 1, p. 720–725.

BRONSTEIN, A. et al. Self-aware services: using bayesian networks for detecting anomalies in internet-based services. In: INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON INTEGRATED NETWORK MANAGEMENT, 10., 2001, Seattle. **Proceedings...** Seattle: IEEE/IFIP, 2001. p. 623–638.

BUTLER, K. L.; MOMOH, J. A. A neural net based approach for fault diagnosis in distribution networks. In: POWER ENGINEERING SOCIETY WINTER MEETING, 2001, Singapore. **Proceedings...** Psicataway: IEEE, 2000. v. 2, p. 1275–1278.

CAMINHAS, W. M.; TAKAHASHI, R. H. C. Dynamic system failure detection and diagnosis employing sliding mode observers and fuzzy neural networks. In: JOINT 9TH IFSA WORLD CONGRESS AND 20TH NAFIPS INTERNATIONAL CONFERENCE, 2001, BC. **Proceedings...** Vancouver: IFSA/NAFIPS, 2001. v. 1, p. 304–309.

CAPILUPPI, M. Fault tolerance in large scale systems: Hybrid and distributed approaches. Tese (Doutorado) — University of Bologna, May 2006.

CAPILUPPI, M.; PAOLI, A. Distributed fault tolerant control of the two-tanks system benchmark. In: IEEE CONFERENCE ON DECISION AND CONTROL, 44., 2005, Seville. **Proceedings...** Psicataway: IEEE, 2005. v. 8, p. 7674–7679.

CHANGZHENG, C. et al. Mechano-electric system fault diagnosis based on wavelet analysis and neural networks. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ELECTRICAL MACHINES AND SYSTEMS, 8., 2005, Nanjing. **Proceedings...** Psicataway: IEEE, 2005. v. 3, p. 2236–2238.

CHEN, P.; TOYOTA, T.; HE, Z. Automated function generation of symptom parameters and application to fault diagnosis of machinery under variable operating conditions. **IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics Part A -Systems and Humans**, v. 31, n. 6, p. 775–781, Nov 2001.

CHEN, W.; SAIF, M. An actuator fault isolation strategy for linear and nonlinear systems. In: AMERICAN CONTROL CONFERENCE, 2005, Portland. **Proceedings...** Psicataway: IEEE, 2005. v. 5, p. 3321–3326. ISSN 0743-1619.

CHEN, W.; SAIF, M. Fault detection and isolation based on novel unknown input observer design. In: AMERICAN CONTROL CONFERENCE, 2006, Minneapolis. **Proceedings...** Psicataway: IEEE, 2006. p. 6.

CHO, H.; LEE, J.; KANG, S. A heuristic method to reduce fault candidates for a speedy fault diagnosis. In: INTERNATIONAL SOC DESIGN CONFERENCE, 21., 2008, Halls. **Proceedings...** Psicataway: IEEE, 2008. v. 01, p. 200–203.

CORDIER, M.-O. et al. Conflicts versus analytical redundancy relations: a comparative analysis of the model based diagnosis approach from the artificial intelligence and automatic control perspectives. **IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics Part B - Cybernetics**, v. 34, n. 5, p. 2163–2177, Oct 2004.

DAI, X.; LIU, G.; LONG, Z. Discrete-time robust fault detection observer design: a genetic algorithm approach. In: WORLD CONGRESS ON INTELLIGENT CONTROL AND AUTOMATION, 7., 2008, Chongqing. **Proceedings...** Psicataway: IEEE, 2008. p. 2843–2848.

DASGUPTA, D. et al. Negative selection algorithm for aircraft fault detection. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ARTIFICIAL IMMUNE SYSTEMS, 2004, Catania. **Proceedings...** Catania: Springer, 2004. (Lecture notes in computer science, v. 3239), p. 1–13.

DASH, S.; VENKATASUBRAMANIAN, V. Challenges in the industrial applications of fault diagnostic systems. **Computers & Chemical Engineering**, v. 24, n. 2-7, p. 785–791, Oct 2000. ISSN 0098-1354.

DEARDEN, R. et al. Real-time fault detection and situational awareness for rovers: report on the mars technology program task. In: IEEE AEROSPACE CONFERENCE, 2004, Big Sky. **Proceedings...** Psicataway: IEEE, 2004. v. 2, p. 826–840. ISSN 1095-323X.

DEXTER, A. L.; BENOUARETS, M. Model-based fault diagnosis using fuzzy matching. **IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics Part A -Systems and Humans**, v. 27, n. 5, p. 673–682, Sep 1997.

FERNANDES, R. G. et al. Faults detection and isolation based on neural networks applied to a levels control system. In: INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON NEURAL NETWORKS, 2007, Orlando. **Proceedings...** Psicataway: IEEE, 2007. p. 1859–1864. ISSN 1098-7576.

FERNANDES, R. G. et al. Identificação neural de um sistema de níveis em ambiente fundation fieldbus. In: CONGRESSO LATINO AMERICANO DE AUTOMÁTICA, 2006, Bahia. **Anais...** Salvador: CBA, 2006.

FRANKLIN, G. F.; POWELL, D. J.; EMAMI-NAEINI, A. Feedback control of dynamic systems. New Jersey: Prentice Hall PTR, 2001. ISBN 0130323934.

GAO, X.-Z.; OVASKA, S. J.; WANG, X. Neural networks-based fault detection whith applications in ink jet printere. **ACSE Journal**, v. 5, n. 1, p. 9–15, 2005.

GATZKE, E. P. et al. Model based control of a four-tank system. Computers & Chemical Engineering, v. 24, n. 2-7, p. 1503–1509, Jul 2000. ISSN 0098-1354.

GAYAKA, S.; YAO, B.; MECKL, P. Fault detection for nonlinear systems in presence of input unmodeled dynamics. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ADVANCED
INTELLIGENT MECHATRONICS, 2006, Switzerland. **Proceedings...** Zurich: IEEE/ASME, 2007. p. 1–5.

GERTLER, J. J. Survey of model-based failure detection and isolation in complex plants. **IEEE Control Systems Magazine**, v. 8, n. 6, p. 3–11, Dec 1988. ISSN 0272-1708.

GERWALD, L.; JENS, L. Using discrete invariants for fault detection of hybrid systems. In: INTERNATIONAL WORKSHOP ON PRINCIPLES OF DIAGNOSIS, 2004, France. **Proceedings...** Carcassone: AAAI Press, 2004.

GOLNARAGHI, F.; KUO, B. C. Automatic control systems. Vancouver: Wiley, 2009.

GOODE, P. V.; CHOW, M.-Y. Neural/fuzzy systems for incipient fault detection in induction motors. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON INDUSTRIAL ELECTRONICS, CONTROL AND INSTRUMENTATION, 1993, Honoluu. **Proceedings...** Psicataway: IEEE, 1993. v. 1, p. 332–337.

GOODE, P. V.; CHOW, M.-Y. A hybrid fuzzy/neural system used to extract heuristic knowledge from a fault detection problem. In: CONFERECE ON FUZZY SYSTEMS - IEEE WORLD CONGRESS ON COMPUTATIONAL INTELLIGENCE, 3., 1994, Orlando. **Proceedings...** Psicataway: IEEE, 1994. v. 3, p. 1731–1736.

GULEZ, K.; KARLIK, B.; USTUN, S. V. Designing Artificial Neural Networks for Fault Detection in Induction Motors with the TMS320C30 DSP. Paris, Sep 1996.

HADJICOSTIS, C. N.; VERGHESE, G. C. Monitoring discrete event systems using petri net embeddings. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON APPLICATION AND THEORY OF PETRI NETS, 20., 1999, VA. **Proceedings...** Williamsburg: Springer-Verlag, 1999. (Lecture Notes in Computer Science, v. 1639), p. 188–207.

HAYASHI, S.; ASAKURA, T.; ZHANG, S. Study of machine fault diagnosis system using neural networks. In: INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON NEURAL NETWORKS, 2002, Honolulu. **Proceedings...** Psicataway: IEEE, 2002. v. 1, p. 956–961.

HE, Q. P.; WANG, J. Fault detection using the k-nearest neighbor rule for semiconductor manufacturing processes. **IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing**, v. 20, n. 4, p. 345–354, 2007. ISSN 0894-6507.

HO, N. et al. Failure detection and isolation for the space shuttle main engine. In: AIAA/ASME/SAE/ASEE JOINT PROPULSION CONFERENCE AND EXHIBIT, 1997, WA. **Proceedings...** Seattle: American Institute of Aeronautics and Astronautics (AIAA), 1997.

HO, N. T. Failure detection and isolation for the Space Shuttle Main Engine. Tese (Doutorado) — Massachusetts Institute of Technology, Dept. of Mechanical Engineering, Massachusetts Institute of Technology, May 1998. HOU, M.; XIONG, Y.-S.; PATTON, R. J. Observing a three-tank system. **IEEE Transactions on Control Systems Technology**, v. 13, n. 3, p. 478–484, May 2005. ISSN 1063-6536.

HU, H. et al. Combining modeling and fault detection in automated manufacturing systems based on hybrid petri net. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTELLIGENT MECHATRONICS AND AUTOMATION, 2004, China. **Proceedings...** Cheangdu: IEEE/ASME, 2004. p. 728–732.

HUANG, J.; FUKUDA, T.; MATSUNO, T. Model-based intelligent fault detection and diagnosis for mating electric connectors in robotic wiring harness assembly systems. **IEEE/ASME Transactions on Mechatronics**, v. 13, n. 1, p. 86–94, 2008. ISSN 1083-4435.

ISERMANN, R. Model base fault detection and diagnosis methods. In: AMERICAN CONTROL CONFERENCE, 1995, Washington. **Proceedings...** Seatttle: American Control Council, IEEE, 1995. v. 3, p. 1605–1609.

ISERMANN, R. On fuzzy logic applications for automatic control, supervision, and fault diagnosis. **IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics Part A -Systems and Humans**, v. 28, n. 2, p. 221–235, Mar 1998.

ISERMANN, R. Model-based fault-detection and diagnosis: status and applications. Annual Reviews in Control, v. 29, n. 1, p. 71 – 85, 2005. ISSN 1367-5788.

ISERMANN, R.; BALLE, P. Trends in the application of model-based fault detection and diagnosis of technical processes. **Control Engineering Practice**, v. 5, n. 5, p. 709–719, 1997.

JABUONSKI JR., R. E. et al. Sistema de experimentação remota configurável de controle de nível de líquidos multivariável. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE AUTOMAÇÃO INTELIGENTE, 6., 2003, São Paulo. **Anais...** Bauru: SBA, 2003.

JAMESMOORE, S.; GIBBONS, A. Is lean manufacture universally relevant? An investigative methodology. **International Journal of Operations & Production Management**, MCB UNIV PRESS LTD, Bradford, 17, n. 9-10, p. 899–&, 1997. ISSN 0144-3577.

JOHANSSON, K. H. The quadruple-tank process: a multivariable laboratory process with an adjustable zero. **IEEE Transactions on Control Systems Technology**, v. 8, n. 3, p. 456–465, May 2000. ISSN 1063-6536.

JOHANSSON, K. H.; NUNES, J. L. R. A multivariable laboratory process with an adjustable zero. In: AMERICAN CONTROL CONFERENCE, 1998, Pennsylvania. **Proceedings...** Philadelphia: American Control Council, IEEE, 1998. v. 4, p. 2045–2049.

KABISATPATHY, P.; BARUA, A.; SINHA, S. Faul detection and diagnosis in analog integrated circuit using artificial neural networks in a pseudorandom testing scheme. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ELECTRICAL & COMPUTER ENGINEERING, 3., 2004, Dhaka. **Proceedings...** Psicataway: IEEE, 2004.

KORBICZ, J.; KOWAL, M. Neuro-fuzzy networks and their application to fault detection of dynamical systems. Engineering Applications of Artificial Intelligence, v. 20, n. 5, p. 609–617, Aug 2007.

KORODI, A.; DRAGOMIR, T. L. Mobile fault detection and diagnosis module for automatic systems. In: MEDITERRANEAN CONFERENCE ON CONTROL & AUTOMATION, 15., 2007, Athens. **Proceedings...** Psicataway: IEEE, 2007. p. 1–6.

KUBALCIK, M.; BOBAL, V. Adaptive control of three-tank-system: comparison of two methods. In: MEDITERRANEAN CONFERENCE ON CONTROL & AUTOMATION, 16., 2008, Corsica. **Proceedings...** Ajaccio: IFAC, 2008. p. 1041–1046.

KUBALCIK, M.; BOBAL, V. Adaptive control of three-tank-system using polynomial methods. In: IFAC WORLD CONGRESS, 17., 2008, South Korea. **Proceedings...** COEX: IFAC, 2008. v. 17, n. 1, p. 5762–5767.

KUO, C.-H.; HUANG, H.-P. Colored timed petri net based statistical process control and fault diagnosis to flexible manufacturing systems. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON ROBOTICS AND AUTOMATION, 1997, Albuquerque. **Proceedings...** Psicataway: IEEE, 1997. v. 4, p. 2741–2746.

LADA, E. K.; LU, J.-C.; WILSON, J. R. A wavelet-based procedure for process fault detection. **IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing**, v. 15, n. 1, p. 79–90, 2002. ISSN 0894-6507.

LARSON, E. C.; PARKER B. EUGENE, J.; CLARK, B. R. Model-based sensor and actuator fault detection and isolation. In: AMERICAN CONTROL CONFERENCE, 2002, AK. **Proceedings...** Anchorage: American Control Council, IEEE, 2002. v. 5, p. 4215–4219. ISSN 0743-1619.

LEI, W.; FENG, S.; JIANHUA, C. Fault diagnosis of fog sins based on neural network. In: INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON NEURAL NETWORKS, 2008, Hong Kong. **Proceedings...** Psicataway: IEEE, 2008. p. 262–265. ISSN 1098-7576.

LI, Q.; ZHU, L.; XU, Z. Fuzzy petri-nets based fault diagnosis for mechanical - electric equipment. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON CONTROL AND AUTOMATION, 2007, Hong Kong. **Proceedings...** Psicataway: IEEE, 2007. p. 2539–2543.

LI, W.; DING, S. X. Integrated design of an observer-based fault detection system over unreliable digital channels. In: CONFERENCE ON DECISION AND CONTROL, 47., 2008, Cancún. **Proceedings...** Psicataway: IEEE, 2008. p. 2710–2715. ISSN 0191-2216.

LINCON, S. A.; SIVAKUMAR, D.; PRAKASH, J. State and fault parameter estimation applied to three-tank bench mark relying on augmented state kalman filter. **International Journal on Automatic Control and Systems Engineering**, **ACSE**, ACSE, v. 7, n. 1, p. 33–41, May 2007.

MACIEJOWSKI, J. M. **Predictive control with constraints**. Harlow: Pearson Hall, 2002.

MARQUEZ, D.; NEIL, M.; FENTON, N. Improved dynamic fault tree modelling using baysian networks. In: ANNUAL IEEE/IFIP INTERNATIONAL CONFERENCE ON DEPENDABLE SYSTEMS AND NETWORKS, 37., 2007, UK. **Proceedings...** Edinburgh: IEEE/IFIP, 2007.

MATSUURA, J. P.; YONEYAMA, T.; GALVãO, R. K. H. Learning bayesian networks for fault detection: application to the 747 longitudinal motion. Symposium Series in Mechatronics, v. 2, p. 715–722, 2006.

MECHRAOUI, A.; MEDJAHER, K.; ZERHOUNI, N. Bayesian based fault diagnosis : application to an electrical motor. In: TRIENNAL WORLD CONGRESS OF THE INTERNATIONAL FEDERATION OF AUTOMATIC CONTROL, 17., 2008, Korea. **Proceedings...** Seoul: IFAC, 2008. CD ROM, p. 6.

MONNIN, M. et al. Diagnosis method using artificial intelligence. application of fuzzy petri nets and neuro-fuzzy systems. In: CONFERENCE ON MANAGEMENT AND CONTROL OF PRODUCTION AND LOGISTICS, 3., 2004, Chile. **Proceedings...** Santiago: IFAC, 2004. p. 49–56.

PAAKKO, M. et al. Bayesian networks for advanced fdir. In: WORKSHOP ON ON-BOARD AUTONOMY, 2001, The Netherlands. **Proceedings...** Noordwijk: ESA, 2001.

PALMA, L. B.; SILVA, R. Neves da; COITO, F. J. V. Metodologia híbrida de detecção e diagnóstico de falhas em tempo-real. In: CONFERÊNCIA CIENTÍFICA E TECNOLÓGICA EM ENGENHARIA, 2002, Portugal. **Anais...** Portugal: Instituto Superior de Engenharia de Lisboa (ISEL), 2002.

PENG, Y.; REGGIA, J. A. Abductive inference models for diagnostic problem-solving. New York: Springer Verlag, 1990. 284 p. (Symbolic Computation / Artificial Intelligence).

PURKAIT, P.; CHAKRAVORTI, S. Time and frequency domain analyses based expert system for impulse fault diagnosis in transformers. **IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation**, v. 9, n. 3, p. 433–445, 2002. ISSN 1070-9878.

QIN, S. J.; BADGWELL, T. A. A survey of industrial model predictive control technology. **Control Engineering Practice**, v. 11, n. 7, p. 733 – 764, 2003. ISSN 0967-0661.

SCHNEIDER. Bombas centrífugas especiais: Série bc-2000. Joinville, 2008.

SHLENS, J. A Tutorial on Principal Component Analysis. La Jolla, CA, Dec 2005.

SILVA, S. da; DIAS JúNIOR, M.; LOPES JúNIOR, V. Detecção de falhas estruturais utilizando controle estatístico de processo. In: CONGRESSO TEMÁTICO DE DINÂMICA, CONTROLE E APLICAÇÕES, 4., 2005, São Paulo. **Proceedings...** Bauru: UNESP, 2005. p. 47–54.

THARRAULT, Y. et al. Fault detection and isolation with robust principal component análysis. International Journal of Applied Mathematics and Computer Science, v. 18, n. 4, p. 429–442, Dec 2008.

VANDERMOT, K.; MOER, W. V.; SCHOUKENS, J. Identifying the structure of nonlinear perturbations in mixers using multisine signals. **IEEE Instrumentation Measurement Magazine**, v. 10, n. 5, p. 32–39, Oct 2007. ISSN 1094-6969.

WILLSKY, A. S. A survey of design methods for failure detection in dynamic systems. Automatica, v. 12, p. 601–611, Nov 1976.

WITCZAK, M. Advanced in model-based fault diagnosis with evolucionary algorithms and neural networks. International Journal of Applied Mathematics and Computer Science, v. 16, n. 1, p. 85–99, Mar 2006.

YEO, K. S.; CHAN, D. T. W. Application of wavelet analysis for generator stator fault detection. In: AUSTRALASIAN UNIVERSITIES POWER ENGINEERING CONFERENCE, 2002, Australia. **Proceedings...** Melbourne: Monash University, 2002.

ZHENJUAN, L.; BO, P.; HONGGUANG, L. Batch process fault diagnosis based on fuzzy petri nets. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON INNOVATIVE COMPUTING, INFORMATION AND CONTROL, 1., 2006, Beijing. **Proceedings...** Psicataway: IEEE, 2006. v. 2, p. 474–477.

FOLHA DE REGISTRO DO DOCUMENTO			
^{1.} CLASSIFICAÇÃO/TIPO	² . DATA	^{3.} DOCUMENTO N ^o	^{4.} N° DE PÁGINAS
TM	31 de agosto de 2010	XXXXCTA/ITA - IEC/TM-002/1969XXXX	148
^{5.} TÍTULO E SUBTÍTULO:			
Detecção de falhas em sistemas de rede industrial com atuadores cooperativos em malha fechada			
^{6.} AUTOR(ES): Júlio César Graves			
 ^{7.} INSTITUIÇÃO(ÕES)/ÓRGÃO(S) INTERNO(S)/DIVISÃO(ÕES): Instituto Tecnológico de Aeronáutica. Divisão de Engenharia Eletrônica e Computação – ITA/EEC-S 			
 ^{8.} PALAVRAS-CHAVE SUGERIDAS PELO AUTOR: Detecção, Falhas, Faltas, Controle, Tolerante ^{9.} PALAVRAS-CHAVE RESULTANTES DE INDEXAÇÃO: 			
Detecção, Falhas, Faltas, Controle, Tolerante			
^{10.} APRESENTAÇÃO: (X) Nacional $()$ Internacional			
ITA, São José dos Campos, 2010, 148 páginas			
procedimentos de modelagem, identificação, detecção de falhas e controle tolerante. No entanto, com foco em técnicas de detecção de falhas uma motivação contextual é apresentada, seguida de todas as definições relevantes. Um breve estado da arte é realizado, classificando as técnicas de detecção em 2 grupos com 3 sub- divisões. Estes são percentualmente classificados com base em uma amostragem de artigos extraídos do portal CAPES, mostrando uma tendência entre as técnicas. Como motivação, uma planta industrial é modelada de modo que técnicas baseadas em modelo possam ser demonstradas. Esta modelagem utilizou de abordagens com estruturas paramétrica linear, não-linear e não-paramétrica. Neste contexto foi proposta a utilização de informações industriais, como curvas características, para aprimorar os modelos. Com um modelo bastante razoável as técnicas puderam ser testadas. Inicialmente tratou-se do problema por causalidade de ações, o que não é ideal para sinais muito excitantes, levando a uma segunda proposta direcionada no conhecimento do processo. A presença de invariantes possibilitou a criação de um detector de falhas baseado no conhecimento adquirido do processo. Com este finalizado optou-se por testá-lo em malha fechada. A primeira abordagem foi testá-lo em uma secção da planta controlada por um PI desenvolvido em uma aula de laboratório lecionada na turma de graduação do ITA. Os resultados foram satisfatórios e publicados. Na sequência, com o modelo completo da planta, testa-se um controlador reapaz otimizar resíduos quadráticos em um sistema com atuadores cooperativos. Para tal foi escolhido o controlador Preditivo baseado em Modelo. Seu comportamento foi observado em ambientes de falhas exigindo algumas adaptações de cunho prático, decorrentes de fenômenos não-lineares inerentes ao processo e do descasamento do modelo. Com o sistema tolerante funcionando de forma cooperativa, pode-se testar o detector proposto e averiguar seu funcionamento com toda a malha fechada.			

^{12.} GRAU DE SIGILO: (X) **OSTENSIVO**

() **RESERVADO**

() CONFIDENCIAL

() **SECRETO**

Livros Grátis

(<u>http://www.livrosgratis.com.br</u>)

Milhares de Livros para Download:

Baixar livros de Administração Baixar livros de Agronomia Baixar livros de Arquitetura Baixar livros de Artes Baixar livros de Astronomia Baixar livros de Biologia Geral Baixar livros de Ciência da Computação Baixar livros de Ciência da Informação Baixar livros de Ciência Política Baixar livros de Ciências da Saúde Baixar livros de Comunicação Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE Baixar livros de Defesa civil Baixar livros de Direito Baixar livros de Direitos humanos Baixar livros de Economia Baixar livros de Economia Doméstica Baixar livros de Educação Baixar livros de Educação - Trânsito Baixar livros de Educação Física Baixar livros de Engenharia Aeroespacial Baixar livros de Farmácia Baixar livros de Filosofia Baixar livros de Física Baixar livros de Geociências Baixar livros de Geografia Baixar livros de História Baixar livros de Línguas

Baixar livros de Literatura Baixar livros de Literatura de Cordel Baixar livros de Literatura Infantil Baixar livros de Matemática Baixar livros de Medicina Baixar livros de Medicina Veterinária Baixar livros de Meio Ambiente Baixar livros de Meteorologia Baixar Monografias e TCC Baixar livros Multidisciplinar Baixar livros de Música Baixar livros de Psicologia Baixar livros de Química Baixar livros de Saúde Coletiva Baixar livros de Servico Social Baixar livros de Sociologia Baixar livros de Teologia Baixar livros de Trabalho Baixar livros de Turismo