



Reconciliação de dados aplicado a um sistema de compressão de gás em plataformas offshore

Rafael Barbosa Campos

Projeto de Final de Curso

Orientadores

Prof. Argimiro R. Secchi, D.Sc

Simone C. Miyoshi, M.Sc

Setembro de 2013

RECONCILIAÇÃO DE DADOS APLICADO A UM SISTEMA DE COMPRESSÃO DE GÁS EM PLATAFORMAS OFFSHORE

Rafael Barbosa Campos

Projeto de Final de Curso submetido ao Corpo Docente da Escola de Química, como parte dos requisitos necessários à obtenção do grau de Bacharel em Engenharia Química.

Aprovado por:

Prof. Mauricio Bezerra de Souza Junior, D.Sc.
(EQ/UFRJ)

Thiago de Sá Feital, D.Sc.
(COPPE/UFRJ)

Patrícia Rodrigues Ventura, Eng.
(CENPES/PETROBRAS)

Orientado por:

Prof. Argimiro Resende Secchi, D.Sc.
(COPPE/UFRJ)

Simone de Carvalho Miyoshi, M.Sc.
(EQ/UFRJ)

Rio de Janeiro, RJ – Brasil
Setembro de 2013

Campos, Rafael Barbosa.

Reconciliação de dados aplicado a um sistema de compressão de gás em plataformas offshore / Rafael Barbosa Campos - Rio de Janeiro: UFRJ/EQ, 2013.

IX, 71 p

(Monografia) – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Escola de Química, 2013.

Orientadores: Argimiro Resende Secchi e Simone Miyoshi

1. Reconciliação de dados em ambiente EMSO. 2. Diagnóstico e Prevenção de Falhas. 3. Sistema de Compressão. 4. Monografia. (Graduação – UFRJ/EQ). 5. Argimiro Resende Secchi e Simone C. Miyoshi. I. Reconciliação de dados aplicado a um sistema de compressão de gás em plataformas offshore

Este trabalho é dedicado a Deus, pelo seu infinito amor e misericórdia que tem me alcançado todos os dias da minha vida.

Aos meus pais, José Campos e Maria Sueli B. Campos, por me darem a vida e sacrificarem as suas próprias para que eu pudesse sonhar com, buscar e experimentar a excelência desta vida.

À minha noiva, Larissa Sodré, pelo amor, suporte, compreensão e cumplicidade em cada etapa desta difícil jornada.

AGRADECIMENTOS

A Deus, por cuidar de mim em cada caminho e preparar cada passo que eu dei na minha vida a fim de que eu provasse a cada dia o melhor de mim mesmo.

Aos meus pais, José Campos e Maria Sueli B. Campos, pela entrega, sacrifício e amor incondicional que dedicaram a mim por toda a minha vida e me deram toda a base para que eu pudesse alçar voos cada vez mais altos e sonhar sonhos cada vez mais excelentes. São espelhos para mim e referência para tudo que eu pretenda ser.

À minha noiva, Larissa Sodré, pelo incentivo, amor, carinho, compreensão, amizade, paciência, por estar presente em todos os momentos... Enfim, por ser fonte e destino de todos os meus esforços e sonhos. Você é fundamental na minha vida.

Aos meus orientadores Argimiro R. Secchi e Simone pela compreensão e paciência ao transmitir seus conhecimentos e compromisso com este projeto. Ambos são referências para mim, cujas competência e distinção profissional pretendo assimilar a minhas próprias características em atividades futuras.

A toda equipe do LADES/LMSCP pelo apoio e valioso suporte em todo o período em que estive neste ambiente, em especial ao amigo Leonardo Orenstein pela parceria, paciência e todos os conhecimentos transmitidos durante este tempo.

Aos meus amigos Andreza, Bernardo, Hélio, Monique, Pablo, Pedro, Rodrigo, Lucas, Beatriz, Roberto... Enfim, a todos aqueles que tornaram esta difícil jornada muito mais memorável e divertida.

A UFRJ, em específico a DAE, pelo suporte que tornou possível concluir o curso com ótimo aproveitamento e pelo qual sou profundamente grato.

Resumo do Projeto de Final de Curso apresentado à Escola de Química como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia Química.

RECONCILIAÇÃO DE DADOS APLICADO A UM SISTEMA DE COMPRESSÃO DE GÁS EM PLATAFORMAS OFFSHORE

Rafael Barbosa Campos
Setembro de 2013

Orientadores: Prof. Argimiro Resende Secchi, D.Sc
Simone de Carvalho Miyoshi, M.Sc

Este trabalho realizou um estudo da aplicação da técnica de reconciliação de dados ao monitoramento de turbo-máquinas em sistemas offshore. Essa abordagem se justifica pelo grande custo dos equipamentos de turbo compressores em uma plataforma de petróleo e gás e pela necessidade de constante disponibilidade desses equipamentos. O valor correspondente a perda de produção quando um compressor deixa de funcionar é de cerca de US\$ 2 milhões por dia e a diferença entre um *shutdown* planejado do não planejado é da ordem de US\$ 60 milhões (ERIKSSON, 2010). Dessa forma, um maior monitoramento sobre o processo da atividade de E&P vem contribuir a reduzir os riscos e a aumentar a confiabilidade dos equipamentos. A reconciliação realizada teve por objetivo avaliar a qualidade dos sensores disponíveis que envolviam a medição de vazão, pressão e temperatura de um estágio de compressão. Para tal, foram utilizados dados reais de um sistema de compressão, além de usar um modelo fenomenológico para inferir propriedades como eficiência do compressor e também foram utilizadas as curvas de eficiência fornecidas pelo fabricante do equipamento. Os modelos computacionais implementados, bem como a reconciliação de dados em si foi realizada através do ambiente para modelagem simulação e otimização de processos (EMSO). Como resultados, verificou-se que os valores das medidas são coerentes e estão próximos aos previstos pelo modelo, o que indica bom funcionamento dos instrumentos de medição do estágio de compressão estudado. Também se verificou que a metodologia proposta neste trabalho é capaz de detectar e diagnosticar falhas de sensores e outros dispositivos de medição contribuindo como uma ferramenta de análise complementar para a realização da manutenção preditiva de turbo máquinas.

ÍNDICE

Capítulo I - Introdução.....	1
I.1 - Motivação	1
I.2 - Objetivo.....	3
I.3 -Metodologia	3
I.4 -Estrutura e Organização do Trabalho	3
Capítulo II - Revisão Bibliográfica	5
II.1 -Manutenção Preditiva	5
II.2 - Retificação de Dados	9
II.2.1 - Classificação de Variáveis.....	13
II.2.2 - Detecção de Erros Grosseiros	17
II.2.3 - Reconciliação de Dados.....	21
II.3 - Sistema de Compressão.....	27
II.4 EMSO.....	30
Capítulo III - Metodologia de Trabalho.....	31
III.1 - Descrição do Processo	31
III.2 – Implementação das Inferências dos Parâmetros de Desempenho.....	32
III.2.1 – Implementação do Modelo Teórico.....	33
III.2.2 - Modelo Empírico (Curvas do Fabricante):	35
III.3 – Avaliação da Qualidade das Medidas:	37
III.3.1 - Aquisição de Dados	38
III.3.2 - Simulação dos Modelos Implementados.....	40
III.3.3 - Reconciliação estacionária de dados	41
III.3.4 - Análise comparativa.....	45
Capítulo IV - Resultados.....	47
IV.1 - Aquisição de dados.....	47
IV.2 - Simulação dos modelos implementados.....	51
IV.3 - Reconciliação de Dados	54
V - Conclusões.....	64
VI – Trabalhos Futuros.....	65
Referências	66

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 Contexto geral de diagnóstico (Adaptado de : Venkatasubramanian, Rengaswamy & Kavuri, 2003a).	6
Figura 2 Classificação das metodologias de diagnósticos de falhas. Adaptado de: Venkatasubramanian et al. (2003a).	7
Figura 3. Aplicações do procedimento de retificação de dados (Adaptado de: Simulation Sciences, Inc., 1989).	10
Figura 4. Estrutura básica para retificação de dados (PRATA, 2009).	11
Figura 5. Classificação das variáveis (Fonte MEYER et al., 1993).	15
Figura 6 Fluxograma simplificado de um estágio do sistema de compressão (Fonte: Miyoshi et al, 2012).	31
Figura 7. Curva de Eficiência Politrópica.	37
Figura 8. Etapas da abordagem.	38
Figura 9. Percentual de fechamento da válvula de controle Anti-Surge.	39
Figura 10. Medidas disponíveis do Processo.	40
Figura 11. Interface EMSO-OPC.	40
Figura 12. Comunicação EMSO - OPC – EXCEL®.	41
Figura 13. Ambiente de Reconciliação de dados no EMSO.	44
Figura 14. Dados de pressão de descarga.	47
Figura 15. Dados de pressão de sucção.	48
Figura 16. Dados de vazão volumétrica.	49
Figura 17. Porcentagem de rotação da turbina.	50
Figura 18. Temperatura de descarga.	50
Figura 19. Temperatura de sucção.	51
Figura 20. Inferência de eficiência a partir dos diferentes modelos.	52
Figura 21. Desvio Padrão para cada grupo de dados de Eficiência Teórica e Empírica.	53
Figura 22. Pressões de descarga original e tratada.	55
Figura 23. Temperaturas de descarga original e tratada.	55
Figura 24. Pressões de sucção original e tratada.	56
Figura 25. Temperaturas de sucção original e tratada.	56
Figura 26. Vazões volumétricas original e tratada.	57
Figura 27. Rotações da turbina original e tratada.	57
Figura 28. Parâmetros inferidos para cada conjunto de dados.	58
Figura 29. Desvio Padrão para cada grupo de dados de Eficiência Teórica, Empírica e Reconciliada.	59
Figura 30. Desvio relativo de pressão de descarga.	60
Figura 31. Desvio relativo de pressão de sucção.	60
Figura 32. Desvio relativo de temperatura de descarga.	61
Figura 33. Desvio relativo de temperatura de sucção.	61
Figura 34. Desvio relativo na vazão volumétrica.	62
Figura 35. Desvio relativo na velocidade de rotação.	62

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1. Modelos de compressores da literatura.....	27
Tabela 2. Estrutura do arquivo de dados a ser reconciliados	44
Tabela 3. Variâncias dos dados medidos.....	45

NOMENCLATURA

LETRAS LATINAS

Símbolo	Descrição	Unidade
F	vazão molar	kmol/h
y	fração molar	
h	entalpia	kJ/kmol
H	Head	kJ/kg
Mw	Massa molar média	kg/kmol
P	Pressão	Pa
Z	Fração molar	
R	Constante Universal dos gases Ideais	kJ/mol.K
T	Temperatura	K
n	Coefficiente politrópico	
S	Entropia	kJ/mol.K
k	Coefficiente isentrópico	
W	Potência da turbina	kW

LETRAS GREGAS

Símbolo	Descrição	Unidade
η	Eficiência do compressor	

Capítulo I- Introdução

I.1 - Motivação

Com a crescente globalização dos mercados ao redor do mundo, incorrendo em níveis cada vez mais intensos de competitividade no cenário de negócios, o aumento da atenção do público em geral e órgãos reguladores aos riscos de danos causados pela atividade industrial ao meio ambiente e à segurança dos trabalhadores envolvidos neste tipo de atividade e a demanda por produtos com especificidades cada vez mais definidas acarretando na necessidade de crescente atenção com sua qualidade, têm levado engenheiros e projetistas por todo o mundo a enfrentar desafios de desenvolver processos cada vez mais eficientes, seguros e com custos de operação e manutenção reduzidos.

A atividade de produção de petróleo e gás em plataformas de petróleo é potencialmente perigosa e oferece riscos principalmente devido à inflamabilidade das substâncias exploradas, às condições operacionais inerentes do processo como pressões elevadas, à pouca disponibilidade de espaço: pessoas permanecem em local com espaço reduzido e isolado, os equipamentos de processo ficam muito próximos uns aos outros, etc. Uma falha em um equipamento pode rapidamente se propagar em vazamentos, presença de fogo e explosão, causando perdas de vidas, capital investido e perda de produção (NATARAJAN E SRINIVASAN, 2010).

Este trabalho se justifica pela necessidade de um grande grau de disponibilidade dos equipamentos e eliminação de falhas que poderiam causar paradas prolongadas na produção de petróleo e gás (CARNERO, 2002). Segundo ERIKSSON (2010), o valor correspondente à redução de produção quando um compressor deixa de funcionar é de cerca de US\$ 2 milhões por dia e a diferença entre um *shutdown* planejado do não planejado é da ordem de US\$ 60 milhões.

Dessa forma, o uso de ferramentas de monitoramento e diagnóstico na atividade de Exploração e Produção de Petróleo & Gás Natural possui grande potencial para reduzir os riscos e a aumentar a confiabilidade dos equipamentos. Atualmente, o uso de

ferramentas mais estruturadas para monitoramento, principalmente aquelas que envolvem o uso de modelos fenomenológicos, ainda é incipiente. O acompanhamento de desempenho dos processos e equipamentos através de modelos pode vir a contribuir na atividade de monitoramento, prevenção de falhas e manutenção preditiva do sistema em análise.

O monitoramento rigoroso das variáveis que descrevem o comportamento de um processo é condição primordial para o gerenciamento da qualidade da operação da planta (PRATA, 2009). Dados industriais e medidas de processos são geralmente utilizados com propósitos de ações de controle, otimização e planejamento gerencial em geral, manutenção de instrumentos, etc. Baseadas neste monitoramento estão as atividades envolvidas na busca dos principais objetivos de uma companhia e por isso é essencial garantir a coleta de informações completas e confiáveis a respeito deste processo.

Entretanto, como os dados são obtidos sempre através de instrumentos físicos e rotinas de medição que apresentam precisão finita, os dados normalmente contêm algum tipo de erro além de flutuações naturais do processo causadas por perturbações não controladas das muitas variáveis de operação fazendo com que o conjunto de dados obtidos não respeite totalmente as leis de conservação utilizadas em modelos fenomenológicos utilizados para representar o sistema, resultando em estimativas pobres do estado real do sistema e dos parâmetros de desempenho de operação e que podem induzir a condições sub-ótimas de operação do processo ou mesmo inseguras.

Dois tipos de erros podem ser identificados em dados reais: erros aleatórios e erros grosseiros. Erros aleatórios são erros devido a flutuações naturais de processo ou a variação aleatória inerente à operação de instrumentos de medição. Erros grosseiros são erros mais significativos causados por calibração incorreta dos instrumentos, perdas no processo, mau funcionamento de alguns sistemas de medida, dentre outros. Por tais motivos, é necessária a correção destas medidas a fim de conhecer de maneira clara a condição real de operação do processo. A esse cenário se aplica o procedimento de retificação de dados.

A reconciliação de dados é uma técnica utilizada para compensar os erros aleatórios de forma que os valores medidos são ajustados a fim de que o conjunto reconciliado obedeça às leis de conservação e demais restrições inerentes ao modelo matemático utilizado para representar o processo.

I.2 - Objetivo

O objetivo deste trabalho é avaliar a qualidade de medição dos sensores através da técnica de reconciliação de dados de um sistema real de compressão de gás natural localizado em uma plataforma offshore de petróleo, disponibilizando uma nova e potencial ferramenta para o diagnóstico de falhas e manutenção preditiva.

I.3 -Metodologia

Para tal, as seguintes etapas foram utilizadas: Aquisição de dados, simulação dos modelos implementados, reconciliação estacionária de dados e análise comparativa dos resultados.

Durante a aquisição de dados, foram adquiridas medidas de pressão, temperatura a jusante e a montante do compressor e medidas de vazão e rotação da turbina. Durante a etapa de simulação, foram inferidas as variáveis de eficiência do compressor e calculada eficiência dada pela curva do fabricante.

A reconciliação de dados foi realizada através do ambiente para modelagem simulação e otimização – EMSO, utilizando-se uma modelagem fenomenológica do compressor e o ambiente de reconciliação de dados do EMSO. Para resolver o problema de otimização foi utilizado o método dos poliedros flexíveis (NELDER e MEAD, 1965) com a modificação proposta por BOX (1965), disponibilizado no ambiente de otimização do EMSO.

I.4 -Estrutura e Organização do Trabalho

Este trabalho está dividido em cinco capítulos, contando com esta introdução. O Capítulo II apresenta uma revisão bibliográfica sobre as ferramentas de diagnóstico e detecção de falhas e detalha a respeito do problema de reconciliação de dados, aborda-se metodologias já aplicadas a sistemas de compressão bem como sistemas offshore,

apresenta-se a revisão bibliográfica dos modelos de sistemas de compressão. O Capítulo III apresenta a formulação da proposta deste trabalho e bem como as principais características do sistema em estudo. No Capítulo IV, são apresentados os resultados da abordagem apresentada. Avaliam-se as variâncias das respectivas medidas disponíveis e o desempenho do procedimento de reconciliação de dados frente aos dados brutos. No Capítulo V, são apresentadas as principais conclusões obtidas. No Capítulo VI, algumas sugestões a trabalhos futuros são abordadas.

Capítulo II - Revisão Bibliográfica

II.1 -Manutenção Preditiva

As políticas de manutenção comumente empregadas na indústria se baseiam em manutenção preventiva, ou seja, é função de períodos de tempos ou das horas de operação (Mobley, 2002). Essa técnica envolve o registro de paradas dos equipamentos e componentes. A informação gerada então é utilizada no desenvolvimento de modelos estatísticos para determinação de períodos recomendados para manutenção. A partir dessas informações é que medidas preventivas são efetuadas pela indústria em uma política de manutenção periódica planejada.

Apesar desse tipo de abordagem para reduzir a probabilidade de falha de um sistema e a frequência de reparos de emergência, esse tipo de sistema não elimina a ocorrência de falhas completamente. Além disso, a manutenção preventiva envolve um reparo periódico e troca de partes de componentes após um período, que é função da duração da operação e carga esperada. Contudo essa prática de manutenção preventiva pode acarretar no custo de troca de partes desnecessárias cujas condições podem estar perfeitamente satisfatórias (EDWARDS *et al*, 1998).

Daí surgiu o conceito de manutenção preditiva. A manutenção preditiva é uma estratégia de apoio à decisão realizada através de um monitoramento em tempo real do equipamento com objetivo de evitar falhas e efetuar um prognóstico da saúde do equipamento (PENG *et al*, 2010). Essa política de manutenção, também é chamada pela literatura de manutenção baseada no estado ou condição (CBM). Segundo BLOCK e GEITNER (RAO, 1996) 99% de todas as falhas em equipamentos são precedidas de algum sintoma de não funcionamento.

A manutenção preditiva envolve a coleta intermitente ou contínua e interpretação de dados relativos às condições de operação de um equipamento e eficiência do sistema, determinando-se quando um módulo de falha se iniciou, prevendo-se o tempo para completar a falha de um equipamento e tomando-se decisões na estratégia apropriada de manutenção (EDWARDS *et al*, 1998)

Um dos principais objetivos de implementar CBM deve ser otimizar o planejamento da manutenção e ações. Essa otimização pode ser alcançada através da estimativa da vida do equipamento ou da efetividade das ações de manutenção (HENG *et al*, 2009)

O termo falha (ou erro) é usualmente utilizado para definir o desvio, em relação a uma faixa de aceitabilidade, de uma variável observada ou de um parâmetro associado com o processo (HIMMELBLAU, 1978) O erro também pode ser definido como uma anormalidade do processo. As causas dessas anormalidades são chamadas de eventos básicos (VENKATASUBRAMANIAN *et al*, 2003a)

A Figura 1 apresenta um panorama das diferentes fontes de falhas no contexto de um processo controlado, como: mal funcionamento do controlador, falhas no atuador (ex. entupimento de válvulas, etc.), falhas estruturais (vazamentos, etc.), distúrbios no processo (mudança de concentração de um reagente, etc.) e falhas nos sensores.



Figura 1 Contexto geral de diagnóstico (Adaptado de : Venkatasubramanian, Rengaswamy & Kavuri, 2003a).

As atividades de diagnóstico e prognóstico são dois importantes aspectos de um programa de manutenção baseado em condição de operação (manutenção preditiva). Diagnóstico lida com detecção, isolamento e identificação de falhas quando essa ocorre. Já o prognóstico lida com previsão da falha antes de ocorrer. A previsão deve determinar quando a falha está próxima e estimar quanto tempo e o quão provável a falha irá ocorrer (JARDINE *et al*, 2006).

O sistema de diagnóstico deve identificar as fontes de falhas dado um conjunto de variáveis medidas do sistema, efetuando um diagnóstico das causas das falhas. Algumas características são desejáveis em um sistema de detecção e diagnósticos de falhas, entre elas destacam-se: rápida detecção e diagnóstico; isolabilidade, que consiste na habilidade do sistema de diagnóstico de distinguir diferentes tipos de falhas; robustez; estimativa do erro de classificação; adaptabilidade; e identificação de múltiplas falhas (HIMMELBLAU, 1978).

VENKATASUBRAMANIAN *et al* (2003a) classificam as metodologias de detecção e diagnóstico de falhas em: métodos que precisam de informações precisas sobre o modelo do processo, métodos qualitativos e métodos baseados na informação histórica das variáveis observadas do processo, conforme mostra a Figura 2.

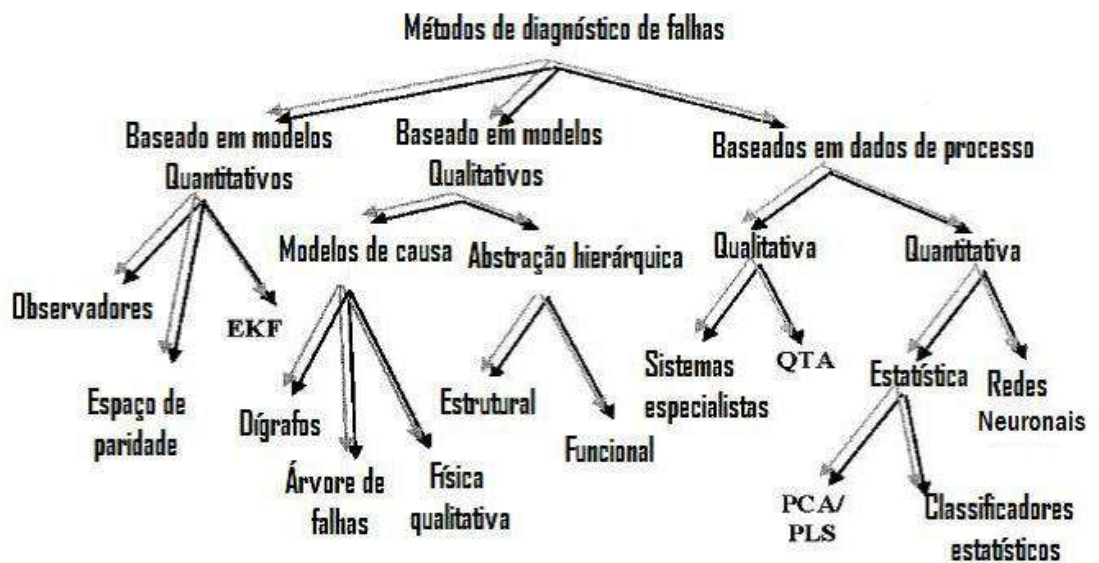


Figura 2 Classificação das metodologias de diagnósticos de falhas. Adaptado de: Venkatasubramanian *et al.* (2003a).

Os modelos quantitativos expressam as características do processo através de relações matemáticas entre as entradas e saídas do sistema. Em contrapartida, os modelos qualitativos expressam tais características através de funções qualitativas centradas em torno de diferentes partes do processo. Sendo assim as aproximações baseadas em modelos necessitam de um conhecimento prévio sobre o processo.

Quando o método de diagnóstico de falhas é baseado em dados históricos do processo, não há necessidade de conhecimento prévio do mesmo (em contraste aos métodos baseados em modelos). Assim como os métodos baseados em modelos, há diferentes caminhos a serem seguidos, sendo nesse caso um caminho que extrai informação do sistema de forma qualitativa (sistemas especialistas e métodos de modelagem de tendência (QTA)) e métodos que extraem informações de forma quantitativa (estatísticos e não estatísticos).

Já PENG *et al* (2010) subdividem as metodologias de manutenção preditiva em: modelos baseados em dados, modelos baseados no conhecimento, modelos físicos (fenomenológicos) e modelos híbridos.

Os modelos baseados em dados geralmente utilizam-se de técnicas inspiradas na aprendizagem (inteligência computacional) e técnicas estatísticas. Entre os métodos estatísticos comumente empregados nesse tipo de análise estão: as cartas de controle estatístico da qualidade (cartas de Shewhart, cartas de soma cumulativa e EWMA (HIMMELBLAU, 1978)), análise de componentes principais (PCA) (VENKATASUBRAMANIAN *et al*, 2003a; JARDINE *et al*, 2006), análise de discriminante linear e quadrática, regressão por mínimos quadrados parciais (PLS), etc. Entre as técnicas inspiradas em inteligência computacional, encontram-se redes neurais artificiais e as suas variantes: redes neurais probabilísticas (PNN), rede perceptron multicamadas (MLP), mapas auto organizáveis de Kohonen (SOM) (VENKATASUBRAMANIAN, *et al*, 2003b).

Os modelos físicos requerem um conhecimento específico sobre o mecanismo físico do processo e teorias relevantes sobre os processos monitorados. Nas aplicações em processos químicos, a abordagem baseada em modelos utiliza os balanços de massa, energia e quantidade de movimento bem como equações de estado. As abordagens baseadas em modelos físicos utilizam os resíduos para verificar a consistência entre as medidas de processo e as saídas do modelo matemático. A reconciliação de dados é uma das técnicas que utiliza os modelos físicos.

A vantagem na utilização de um modelo físico em relação às outras metodologias é sua aplicabilidade em diferentes condições de operação, daí ter sido a metodologia escolhida.

Entre as desvantagens, tem-se a dificuldade na construção de modelos matemáticos específicos. Em aplicações onde parâmetros de desempenho (tais como a eficiência de um compressor ou o coeficiente de transferência de calor de um trocador de calor, etc.) possam ser inferidos, os modelos matemáticos podem ser particularmente úteis no monitoramento de equipamentos.

II.2 - Retificação de Dados

Processos industriais estão frequentemente submetidos a mudanças nas condições de operação dos equipamentos ou nas metas de produção. Para compensar tais modificações, é necessário intervir no sistema frequentemente a fim de garantir a operacionalidade de uma planta. No entanto, para assegurar o desenvolvimento de operações industriais seguras e que atendam aos critérios de qualidade e eficiência estabelecidos, medidas precisas e rapidamente acessíveis são de suma importância. Tais medidas são em geral utilizadas com propósito de ações de controle e otimização dos processos, planejamento gerencial e servem de base para uma série de outras atividades, conforme mostra a Figura 3. Tal cenário destaca o valor estratégico dessa informação e a importância da qualidade necessária a esses dados experimentais ou de planta.

Como os dados são obtidos através de instrumentos e rotinas de medição com precisão finita, invariavelmente essa informação está sujeita a erros, independente das condições de operação ou conjunto específico de equipamentos utilizados, fazendo com que o estado real do sistema esteja mal representado, resultando em um desempenho de controle ruim e que podem induzir a condições sub-ótimas de operação do processo ou mesmo inseguras.

Por tais motivos, é necessária a correção destas medidas a fim de conhecer de maneira clara a condição real de operação do processo e a esse cenário se aplica o procedimento de retificação de dados. Dois tipos de erros podem ser identificados de maneira genérica em dados reais: erros aleatórios e erros grosseiros (PRATA, 2009).

- Erros aleatórios são erros devido a flutuações naturais de processo ou a variação aleatória inerente a operação de instrumentos de medição. Nesse caso, classicamente considera-se que estes erros são independentes, normalmente distribuídos, com média nula e variância conhecida.
- Erros grosseiros são erros mais significativos causados por calibração incorreta dos instrumentos, perdas no processo, mau funcionamento de alguns sistemas de medida, dentre outros. Esses tipos de erro invalidam a base estatística clássica dos métodos tradicionais de reconciliação de dados e prejudicam a análise sistemática dos dados.

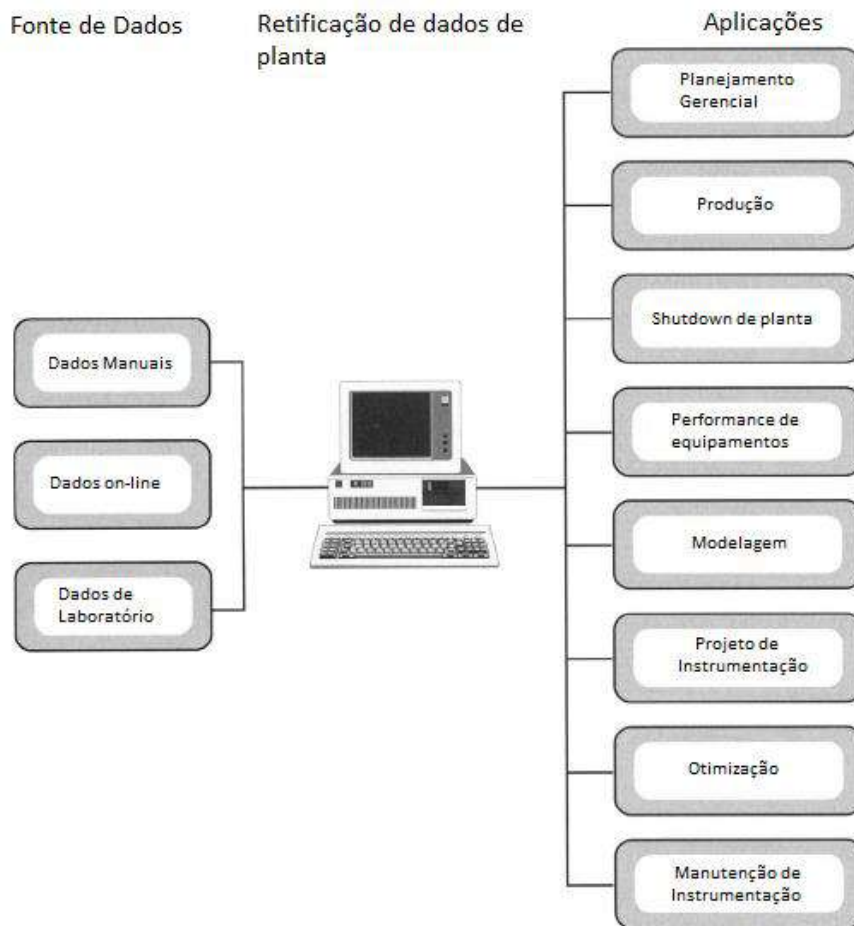


Figura 3. Aplicações do procedimento de retificação de dados (Adaptado de: Simulation Sciences, Inc., 1989).

Os erros grosseiros podem ainda ser divididos em duas subclasses: Desvios sistemáticos ou permanentes e valores espúrios. Desvios sistemáticos são valores consistentemente mais altos ou mais baixos das medidas em relação aos valores reais. O valor médio do erro neste caso não é nulo. Estes erros podem derivar da instalação ou calibração incorreta dos instrumentos de medida (LIEBMAN *et al.*, 1992; McBRAYER e EDGAR, 1995). Valores espúrios são medidas obtidas a partir de algum comportamento anormal, resultante de distúrbios não medidos. Um valor espúrio é uma medida que não segue qualquer distribuição estatística representativa do conjunto dos dados (CHEN e ROMAGNOLI, 1998).

Um fato relevante a ser levado em conta é que, por razões econômicas ou viabilidade técnica, algumas das variáveis podem não ser medidas. Nesse caso, as mesmas podem ser estimadas a partir das variáveis medidas através dos balanços de energia, massa e quantidade de movimento. No entanto esta estimativa só é possível em conjuntos de dados onde haja redundância. No caso de não ocorrer redundância em um dado conjunto de dados, nem todas as variáveis podem ser identificadas e uma reconciliação de dados completa é impossível e este conjunto pode ser classificado como não determinável (PRATA, 2009).

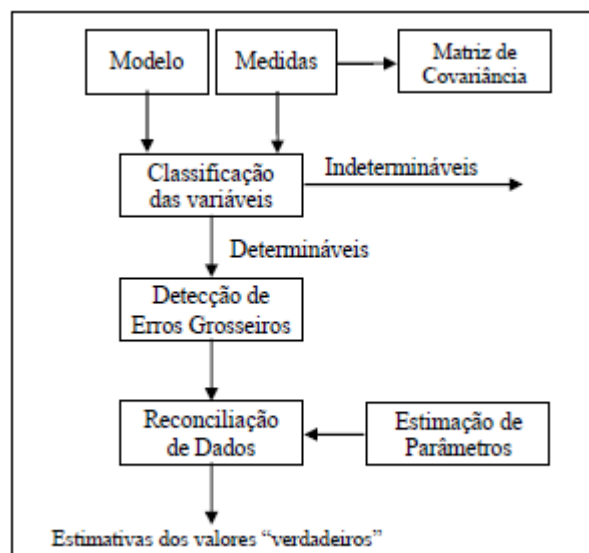


Figura 4. Estrutura básica para retificação de dados (PRATA, 2009).

O procedimento de retificação de dados pode ser subdividido em três etapas, conforme apresenta a Figura 4:

- Classificação das variáveis de processo que determina se há informação suficiente disponível para a reconciliação das variáveis e se variáveis não medidas podem ser obtidas através do modelo proposto para representar o processo e demais variáveis medidas.
- Detecção, identificação e eliminação ou compensação de erros grosseiros que busca valores medidos que não seguem a distribuição estatística admitida para o conjunto de dados.
- Reconciliação de dados onde valores medidos são ajustados de forma que o conjunto reconciliado obedeça às leis de conservação e demais restrições inerentes ao modelo matemático utilizado para representar o processo.

Na etapa de Classificação de Variáveis, se define se há ou não informação disponível suficiente para que as variáveis medidas possam ser corrigidas através deste procedimento. As variáveis não medidas podem ser classificadas como determináveis ou não determináveis. Medidas redundantes são aquelas que transformam um subconjunto das equações do modelo em um sistema de equações super determinado (mais equações do que variáveis desconhecidas). As demais variáveis do processo são não redundantes. Só é possível reconciliar conjuntos de medidas redundantes; de outra forma, o modelo sempre pode ser utilizado para prover um conjunto consistente de variáveis que satisfazem às restrições impostas pelas equações. Variáveis observáveis (determináveis) são aquelas que podem ser calculadas inequivocamente pelo modelo, a partir do conjunto de medidas disponíveis. Quando isto não é possível, as variáveis são ditas não observáveis (indetermináveis) (PRATA, 2009). A partir dessa análise pode-se definir uma estratégia de amostragem que garanta que todo o conjunto de variáveis não medidas seja observável. Pode-se também remover as variáveis não observáveis que não são de interesse, para evitar problemas de indeterminação (OLIVEIRA JÚNIOR, 2006).

A etapa seguinte configura a detecção de erros grosseiros, que pode ser subdividida nas seguintes tarefas (BAGAJEWICZ, 2000):

- Detectar a existência dos erros grosseiros;
- Identificar a localização dos erros grosseiros;
- Identificar o tipo de erro grosseiro;
- Determinar o tamanho do erro grosseiro.

Após a realização destas tarefas, duas ações são possíveis ou desejadas:

- Eliminar as medidas que contenham erros grosseiros, ou;
- Corrigir a medida ou o modelo e aplicar o procedimento novamente.

A última etapa, que consiste em melhorar a qualidade das informações obtidas a partir de dados de planta, é o procedimento de reconciliação de dados. Esta técnica pode ser definida como o método de estimação dos reais valores das variáveis medidas (corrompidas por erros), resultante da minimização de um critério de otimização associado ao erro de medição (em geral, um estimador de mínimos quadrados ponderados como função objetivo para erros normalmente distribuídos) sujeito a restrições lineares ou não lineares de modo a satisfazer balanços de massa e energia, representativos do processo em questão, que pondere os desvios observados entre os valores medidos e preditos. Sempre que possível, o procedimento deve também fornecer os valores das variáveis não medidas, estados e parâmetros físicos do problema, preferencialmente em tempo real (PRATA, 2009).

Os conceitos envolvidos em cada uma das etapas do processo de retificação de dados mencionadas serão discutidos de maneira mais precisa a seguir.

II.2.1 - Classificação de Variáveis

A classificação de variáveis é uma ferramenta essencial para o projeto ou reformulação de sistemas de monitoramento. Geralmente em processos industriais, as variáveis estão relacionadas entre si a partir de modelos matemáticos (fenomenológicos ou empíricos) do processo. Como citado anteriormente, nem todas as variáveis de planta são medidas por razões diversas. Durante a classificação de variáveis, é verificado a redundância e a observabilidade de um dado sistema. Ou seja, assim é possível

verificar se algumas destas variáveis não medidas ou parâmetros podem ser obtidos a partir das medidas disponíveis.

A classificação de variáveis permite:

1. Estabelecer um conjunto mínimo de medidores/sensores;
2. Avaliar se o fluxograma já possui um conjunto mínimo de medidores/sensores;
3. Aumentar a redundância com a compra de instrumentos adicionais, caso seja necessário;
4. Verificar se o problema de reconciliação é solucionável com os dados disponíveis.

Após determinar o subconjunto de variáveis que precisam ser conhecidas de um dado processo, a técnica é repetida até que um dado conjunto de instrumentos de medição seja capaz de prover a informação necessária sobre determinado processo estudado. Há um grande incentivo econômico no sentido de uma classificação eficiente, que permita um monitoramento preciso do processo, a fim de evitar instalação de instrumentação extra em razão de um sistema mal dimensionado além de reduzir o esforço computacional exigido para aquele volume e estrutura de dados e, conseqüentemente, a complexidade de resolução do problema numérico de análise, reduzindo assim significativamente custos de investimento. Além disso, uma seleção de equipamentos equivocada pode ter como conseqüência a não observabilidade de variáveis de processos importantes, inviabilizando uma análise satisfatória dos dados.

As variáveis não redundantes não influem no processo de ajuste utilizado para reconciliação de dados, tão somente aumentam o tamanho do sistema em análise (OLIVEIRA JÚNIOR, 2006). Neste contexto, a classificação de variáveis é aplicada para reduzir o conjunto de restrições pela eliminação das variáveis não medidas e das medidas não redundantes. A redução dimensional do conjunto de restrições permite uma resolução matemática mais fácil e rápida do problema.

A seguinte definição pode ser utilizada a fim de compreender os conceitos de redundância e observabilidade de um dado sistema (STANLEY e MAH, 1981a), conforme Figura 5:

- **Variável redundante:** Uma medida é denominada redundante se, e somente se, a determinação do sistema não for alterada pela sua exclusão;
- **Variável não redundante:** Uma medida é denominada não redundante se ela for imprescindível para a determinação do sistema;
- **Variável observável:** uma variável não medida é chamada observável se, e somente se, pode ser calculada através de outras medições disponíveis no processo;
- **Variável não observável:** uma variável não medida é chamada não observável se não houver possibilidade de estimá-la através de outras equações.

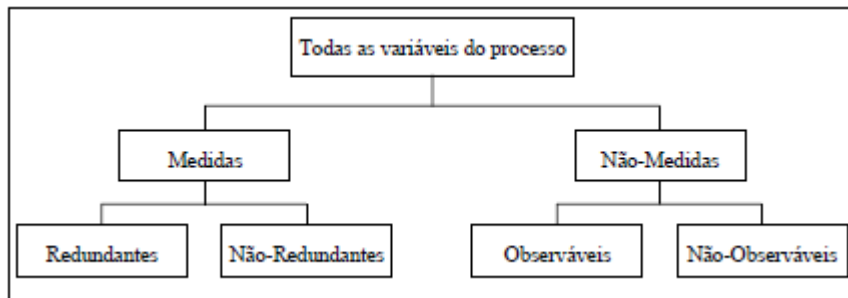


Figura 5. Classificação das variáveis (Fonte MEYER et al., 1993).

A primeira ideia de classificação de variáveis foi apresentada por VÁCLAVEK (1969), com a finalidade de reduzir o tamanho do problema de reconciliação de dados em modelos lineares. O autor introduziu pela primeira vez o conceito de redundância verificando se vazões de correntes de processo podem ou não ser calculadas através de outras variáveis medidas. O mesmo também introduziu o conceito de variáveis não medidas observáveis, determinadas durante as simulações do processo. A redução do problema era executada com a eliminação das variáveis não medidas com o auxílio das restrições. O modelo final era constituído por um conjunto reduzido de equações (esquema de balanço reduzido - RBS), contendo somente variáveis medidas. Esta abordagem foi estendida por VÁCLAVEK e LOUCKA (1976) para processos multicomponentes, mantendo a suposição de que todos os fluxos mássicos em cada uma das correntes do processo eram completamente medidos ou completamente não

medidos. Posteriormente, o procedimento de classificação das variáveis foi aperfeiçoado, para determinar quais variáveis não medidas podem ser estimadas e quais variáveis medidas podem ser utilizadas no procedimento de reconciliação de dados (STANLEY e MAH, 1981b). KRETISOVALIS e MAH (1987) estenderam estes resultados para problemas multicomponentes e posteriormente KRETISOVALIS e MAH (1988) generalizaram a metodologia, incluindo balanços de energia e reações químicas descritos por modelos bilineares.

ROMAGNOLI e STEPHANOPOULOS (1980) desenvolveram um procedimento orientado por equações que permite a classificação simultaneamente das variáveis medidas e não medidas do processo e a reconciliação das medidas disponíveis, independentemente da linearidade ou não das equações de balanço. Esta estrutura é baseada na aplicação de um algoritmo de designação que usa uma representação topológica das variáveis do modelo do processo. Esta ideia foi modificada para levar em conta situações especiais e a implementação computacional (Pacote computacional - PLADAT) foi realizada por SANCHEZ, BANDONI e ROMAGNOLI (1992).

CROWE *et al* (1983) apresentaram um método para eliminação direta de quantidades não medidas em restrições lineares, chamado método da Matriz de Projeção. Este método é muito utilizado para análise de problemas lineares e foi posteriormente estendido por CROWE (1986 e 1989) para sistemas bilineares, usando um algoritmo iterativo de linearização sucessiva. A Matriz de Projeção é uma transformação linear que reduz o modelo linear a uma forma tal que apenas variáveis medidas aparecem nas equações. Esse método permite desacoplar o problema de reconciliação de dados do problema de inferência de variáveis não medidas. Permite, também, identificar variáveis redundantes e não redundantes. Após a obtenção dos valores reconciliados, pode-se, então, efetuar a inferência dos dados não medidos. Essa etapa consiste em calcular o valor das variáveis não medidas através, por exemplo, da resolução de um sistema reduzido de equações independentes, obtidas do sistema original.

Uma decomposição equivalente à Matriz de Projeção (CROWE *et al.*, 1983; CROWE 1986) foi desenvolvida por SANCHEZ e ROMAGNOLI (1996). Usando uma transformação ortogonal (decomposição QR), estes autores propuseram uma técnica de

construção da matriz de projeção para o problema de reconciliação de dados em sistemas lineares e bilineares. Os autores mostraram que o novo algoritmo é mais eficiente do que a abordagem proposta originalmente por CROWE *et al.* (1983). Um dos principais problemas desta técnica é o intenso esforço computacional para a decomposição QR, especialmente para processos de grande porte.

SIMPSON *et al.* (1991) propuseram uma abordagem diferente para resolver o problema de reconciliação de dados com modelos bilineares. Eles propuseram um procedimento para eliminação completa das restrições ao invés de obter um conjunto reduzido de restrições, envolvendo somente variáveis medidas. Isto pode ser feito dividindo-se o conjunto de variáveis em subconjuntos de variáveis dependentes e independentes, como normalmente feito em problemas de otimização não linear restrita. As restrições são utilizadas para obter relações explícitas entre as variáveis dependentes e independentes, as quais são utilizadas para eliminar todas as variáveis dependentes da função objetivo. Obtém-se um problema reduzido, não restrito, no espaço das variáveis independentes, que pode ser resolvido com o uso de técnicas convencionais de minimização.

MARQUES (2006) propôs um algoritmo de classificação de variáveis para sistemas em estado estacionário, independente da natureza de suas restrições, capaz de dar suporte à identificação e localização de sensores em fluxogramas de processo com dados reais. Mostram-se as vantagens econômicas da análise de processo proposta, sendo possível otimizar a quantidade de sensores e a localização dos sensores na instalação, obtendo-se as medidas que viabilizam a reconciliação de dados e a identificação das perdas hídricas na unidade.

II.2.2 - Detecção de Erros Grosseiros

A base estatística clássica do procedimento de reconciliação de dados foi desenvolvida assumindo apenas a presença de erros de medidas aleatórias, normalmente distribuídos, com média nula e covariância conhecida presente nos dados. No entanto, na prática, dados de processo podem conter outros tipos de erros, os quais são causados por eventos não aleatórios. Esses erros são geralmente definidos como erros grosseiros. Esses erros estão comumente presentes em dados reais e, em geral,

não seguem esta hipótese ideal da estatística clássica. Esta condição pode comprometer a construção de modelos de processos adequados ou acessar a contabilidade de produção correta. Desta forma, a possível existência de erros grosseiros deve ser identificada, e essas medidas devem ser removidas antes do ajuste das variáveis redundantes.

Diversos métodos para identificar erros grosseiros sistemáticos podem ser adotados, dentre eles: uma análise teórica sobre todos os efeitos gerados pelos erros; medidas de uma dada variável de processo por dois diferentes métodos de medição de diferentes precisões ou checando a satisfação das equações de balanço. Esta última alternativa é particularmente interessante, pois é relativamente simples e está baseada nas relações de validade absoluta, ou seja, sobre as conservações de massa e energia.

O tratamento de erros grosseiros pode ser normalmente dividido em três estágios. No primeiro estágio, técnicas de detecção de erros grosseiros são usadas para verificar se os mesmos estão presentes nas medições. Se a presença de erros grosseiros for detectada, o segundo estágio é a identificação apropriada das fontes desses erros. O estágio final é a eliminação ou correção das medidas corrompidas por esses erros do conjunto de medidas experimentais.

ALMASY e UHRIN (1993) discutiram vários aspectos relacionados a erros grosseiros e listaram várias possíveis fontes dos mesmos em medidas de processo, tais como:

- Mau funcionamento dos instrumentos (falta de manutenção, calibração e etc.);
- Vazamentos em correntes de processos;
- Modelo inadequado (o problema é a restrição do modelo, e não a medida, resultando em falso erro grosseiro);

Os três primeiros tipos de erros são erros grosseiros, enquanto os outros dois decorrem de interpretação equivocada dos dados e podem não ser erros de verdade. Os autores consideram a hipótese de que os erros grosseiros não são em geral aleatórios, embora em uma longa escala de tempo possam apresentar caráter aparentemente aleatório. A possibilidade de falha na detecção de erros grosseiros

umenta com a quantidade de erros presentes (CROWE,1988). A falha pode ser de dois tipos:

Erro tipo I: Um erro grosseiro é detectado, quando na verdade não existe;

Erro tipo II: Um erro grosseiro existe, entretanto não é detectado.

O primeiro gera, de fato, uma falsa detecção, e pode prejudicar a precisão da análise se a remoção resulta na redução do grau de redundância. O segundo gera, de fato, uma falsa impressão de que o sistema está livre de erros grosseiros; entretanto, seu efeito negativo sobre as estimativas (consideradas consistentes) permanece corrompendo os resultados e conclusões.

Vários trabalhos na literatura têm tentado lidar com o problema da localização de erros grosseiros. Um critério heurístico simples foi proposto por VACLAVECK e VOSOLSOBE (1975) para testar cada um dos balanços. Este método avalia uma proporção do resíduo de um balanço em relação ao fluxo médio medido de variáveis balanceadas através do nó, depois de testar todos os nós duplos para localizar a posição do erro grosseiro. ALMASY e SZTANO (1975) sugerem um procedimento diferente baseado nas propriedades estatísticas das medições. Seu método de pesquisa para a fonte de grandes erros é limitado a sistemas que contêm um único elemento com o erro sistemático, e os casos em que a razão do erro extremo em relação à dispersão do erro regular não é significativamente pequena. MAH et al. (1976) estudaram extensivamente o problema da identificação da fonte de erros grosseiros e desenvolveu uma série de regras que melhoram a eficácia do algoritmo de busca. Explorando o caráter topológico do processo e, usando informações estatísticas disponíveis, uma função teste é desenvolvida para cada nó no gráfico de fluxos, que é usado no esquema de identificação através de buscas ao longo das correntes internas.

O método mais comum usado para detecção de valores espúrios é o teste estatístico de hipótese, o qual requer a seleção de uma estatística para o teste com uma distribuição conhecida (ou assumida). Um valor espúrio é declarado (ou seja, detectado) se o teste estatístico calculado excede o valor crítico, o qual é selecionado de uma tabela de valores para a distribuição assumida, dado um nível de confiança. Muitos métodos tradicionais, como o Teste Global - GT (RIPPS, 1965); o Teste de Medida - MT (MAH e

TAMHANE, 1982); o Teste Nodal - NT (MAH *et al.*, 1976); o Teste de Razão Probabilística Generalizada - GLR (NARASIMHAN e MAH, 1987); o Teste de Potência Máxima - MP (ALMASY e SZTANO, 1975; CROWE, 1992) e o Teste baseado na análise dos componentes principais - PCA (TONG e CROWE, 1995), entre tantos outros, foram desenvolvidos para lidar com o problema da provável existência de erros grosseiros nos dados medidos. MADRON, VEVERKA e VANECEK (1977) propuseram um teste global baseado no fato de que a função objetivo do problema de reconciliação é distribuída como uma variável qui-quadrado, se as medidas forem normalmente distribuídas em torno dos seus valores verdadeiros. O valor da função objetivo é, então, comparado com o valor de qui-quadrado tabelado para um determinado nível de confiança (95%, por exemplo). Se o valor final da função objetivo for pouco provável, pode haver a ocorrência de erros grosseiros.

Entretanto, se existe mais de um erro grosseiro, uma estratégia para detectá-los é necessária. Basicamente três estratégias clássicas podem ser utilizadas para lidar com detecção de múltiplos erros grosseiros (DMEG) (NARASIMHAN e JORDACHE, 2000):

- Eliminação serial;
- Compensação serial;
- Compensação simultânea ou coletiva.

Na estratégia da eliminação serial, os erros grosseiros são detectados sequencialmente, um a um. Após a remoção dos erros em cada passo de busca, o procedimento de reconciliação de dados é realizado novamente até que nenhum outro erro grosseiro seja encontrado. Mesmo objetivando usar as medidas remanescentes para estimar os valores das medidas eliminadas, o sistema pode resultar não observável, tornando esta meta impossível. CROWE (1988; 1989b) mostrou que a eliminação sequencial da medida mais suspeita a cada passo pode não conduzir necessariamente aos verdadeiros erros grosseiros.

Por outro lado, no método da compensação serial os erros grosseiros também são detectados sequencialmente, um por um. Uma vez identificadas as magnitudes dos erros, as medidas são corrigidas (compensadas), ao invés de eliminadas, continuando até que nenhum erro grosseiro seja mais encontrado. Isto mantém a redundância do

procedimento, mas os resultados são dependentes da precisão da estimativa da magnitude dos erros grosseiros (ROLLINS e DAVIS, 1992). A estratégia de compensação serial mostrou um número considerável de predições ruins, especialmente quando o número de erros grosseiros nos dados é grande ou quando a magnitude destes erros grosseiros é demasiadamente grande (ROLLINS e DAVIS, 1992; KELLER *et al.*, 1994). Para contornar esta limitação, a estratégia de compensação serial foi modificada por KELLER *et al.* (1994). Na estratégia de compensação serial modificada, somente as medidas detectadas como erros grosseiros nas iterações prévias são consideradas corretas nas próximas iterações, onde os novos erros grosseiros são detectados sem as prévias compensações.

Finalmente, a estratégia simultânea busca detectar todos os erros grosseiros presentes nos dados simultaneamente ou em uma única iteração. Destacam-se os trabalhos de KIM *et al.*, (1997), RENGANATHAN e NARASIMHAN (1999) e SANCHEZ e ROMAGNOLI (1999), aplicados a sistemas em estado estacionário.

II.2.3 - Reconciliação de Dados

Pode-se definir reconciliação de dados como o processo de ajuste ou reconciliação de medidas de processo para que se possa obter estimativas de dados reais mais confiáveis e consistentes com os balanços materiais e de energia. Tal procedimento fornece uma ferramenta efetiva para a melhoria da qualidade dos dados de processo de uma planta industrial gerando benefícios significativos em diversas áreas, tais como:

- Avaliação de desempenho e otimização de processos, usando informações de balanço de massa e energia consistentes, precisas e em tempo real (FILLON *et al.*, 1995);
- Manutenção preventiva e diagnóstico de falhas;
- Comportamento consistente e robusto dos sistemas de controle, alarmes e segurança;

- Colocação de instrumentação simples (barata, rápida e confiável) no lugar de instrumentação complexa e cara, fazendo uso de medidas inferenciais de apoio (BAGAJEWICZ, 2002).

Com uma ferramenta desse tipo, abre-se a perspectiva real de implementar um sistema de gerenciamento de plantas químicas que produza melhores resultados, com um maior grau de confiança. Isto pode ser demonstrado quantitativamente através da redução do tempo de paradas, do uso de uma quantidade reduzida de instrumentos e da redução dos custos de manutenção.

A tecnologia de reconciliação de dados está sendo cada vez mais utilizada pela indústria de processos, seja ela química, petroquímica ou de transformação (SODERSTROM et al., 2000). Para processos industriais, podem ser identificados três grandes tipos de aplicações:

1. Reconciliação das unidades de processos e detecção de erros grosseiros;
2. Inventário de unidades industriais e reconciliação do sistema de utilidades;
3. Reconciliação de dados com estimação de parâmetros.

A reconciliação das unidades de processo isoladas (balanços de massa e energia) foi o primeiro tipo de aplicação de reconciliação de dados. O real interesse na aplicação dos métodos de reconciliação a dados industriais começou no início da década de 1990, quando o gerenciamento de unidades industriais integradas passou a ser importante (SANCHEZ *et al.*, 1992).

Anteriormente, dados brutos e mal condicionados eram usados para modelagem, otimização e controle de processo (VACHHANI *et al.*, 2001). Alguns processos de filtragem dos dados eram usados para fins de controle (KIM *et al.*, 1990). O desempenho desses sistemas era pobre e ineficiente, já que dados incorretos eram comumente usados como entrada. ISLAM (1994) desenvolveu um pacote de reconciliação de dados para um reator de pirólise industrial para fins de controle. Esse pacote computacional é baseado em balanços simplificados de massa e energia do processo.

BUSSANI (1995) desenvolveu um pacote computacional para condução da reconciliação de dados e otimização em linha em uma planta de hidrogênio de refinaria.

Sistemas não lineares em estado estacionário foram também estudados por ISLAM (1994) com um estudo de caso de um reator de pirólise industrial.

Atualmente, sistemas integrados para simulação de processo, otimização e controle normalmente incluem um pacote de reconciliação de dados embutido (YIP e MARLIN, 2002). Algumas implementações de *softwares* de reconciliação de dados existem em plantas petroquímicas e refinarias, com aplicações simples para unidades isoladas. Para processos com otimização em tempo real, é mais apropriado realizar a reconciliação de dados para um sistema único, contendo todas as etapas do processo. Na produção química, os seguintes exemplos foram reportados: unidades industriais de amônia, metanol e gás de síntese (PLACIDO e LOUREIRO, 1998); (CHRISTIANSEN *et al.*, 1997) e uma unidade de extração (DEMPF e LIST, 1998).

O inventário de unidades industriais usando reconciliação constitui uma importante ferramenta para avaliação de desempenho em uma unidade industrial, principalmente no setor de utilidades, onde é monitorada toda a energia consumida pelo processo. MAH *et al.* (1976) estudaram como as informações inerentes às restrições do processo podem ser utilizadas para melhorar o fluxo e inventário de dados de uma unidade industrial produtiva usando teoria dos grafos. Na sua implementação, eles se restringiram a situações onde não havia interação estatística entre os valores medidos. Em outras palavras, o programa só funciona para matrizes de covariância diagonais.

O procedimento clássico de reconciliação de dados, de maneira genérica, consiste na solução de um problema de otimização, que minimiza uma função objetivo do tipo soma de quadrados ponderados das diferenças entre valores medidos e estimados para todas as variáveis do processo, quando todas são consideradas medidas. Equações de balanços de massa e energia são incluídas como restrições lineares para assegurar que as estimativas sejam consistentes. O problema, em geral, pode ser representado matematicamente como o seguinte problema de estimação de mínimos quadrados ponderados:

$$\begin{aligned} & \underset{x,u}{\text{Min}} (\mathbf{y} - \mathbf{x})^T \boldsymbol{\Psi}^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{x}) \\ \text{Sujeito a:} & \varphi(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \mathbf{0} \\ & \mathbf{x}^L \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{x}^U \\ & \mathbf{u}^L \leq \mathbf{u} \leq \mathbf{u}^U \end{aligned} \tag{2.1}$$

em que \mathbf{y} é o vetor das medidas, \mathbf{x} é o vetor dos valores reais das variáveis, $\varphi(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ representa o conjunto de restrições de igualdade (modelo do processo), Ψ é a matriz de covariância dos erros de medida que é, por hipótese, conhecida e positiva definida.

KUHEN e DAVIDSON (1961) foram os pioneiros a publicar, em processos de interesse de engenharia química, o procedimento clássico de reconciliação de dados, formulado para processos em estado estacionário. O problema foi resolvido analiticamente usando *Multiplicadores de Lagrange*. O trabalho ressalta a importância do desenvolvimento de modelos matemáticos de processo para a otimização e controle. Entretanto, quando os problemas são descritos por restrições não lineares e/ou restrições de desigualdade, a solução analítica pode não existir, como demonstrado por EDGAR *et al.* (2001). KNEPPER e GORMAN (1980) sugeriram que a solução deste problema fosse então obtida através de uma abordagem de linearizações sucessivas.

HLAVÁČEK (1977) estudou o comportamento de plantas em estado estacionário e em estado dinâmico, focado no monitoramento de processos. O autor equacionou o problema do ajuste dos balanços de massa e energia para sistemas mono e multicomponentes, apontando cinco possíveis caminhos para a resolução do problema proposto, utilizando como exemplo uma planta de ácido sulfúrico:

1. Substituição algébrica direta de variáveis das equações restritivas (balanços de material e energético) na função objetivo (função a ser minimizada);
A principal desvantagem é o árduo algebrismo envolvido na definição da função objetivo, que praticamente inviabiliza qualquer generalização obtida a partir de um problema particular.
2. Minimização através de multiplicadores de Lagrange;
Este é o método utilizado pela maioria dos pesquisadores para analisar processos em estado estacionário;
3. Solução direta por programação não linear;

Esta solução é a mais recomendada pelo autor, principalmente para casos onde são conhecidas informações a respeito de todas as correntes do processo. Esta solução, contudo, não é recomendada nos casos em que existam correntes completamente desconhecidas.

4. Minimização através de programação linear;

Este procedimento pode ser aplicado nos casos em que os erros inerentes à medição das variáveis de processo não estão normalmente distribuídos.

5. Emprego do critério “minimax” de Chebyshev;

Deve-se tomar cuidado com o uso deste critério quando os dados medidos são escassos. O critério *minimax* trabalha com os “piores” pontos do conjunto de dados. Portanto, ele deve ser utilizado apenas para dados com igual percentagem de erro. Por outro lado, um exame dos valores ajustados pode permitir a identificação de erros grosseiros nos dados.

Como mencionado anteriormente, foi demonstrado por EDGAR *et al.* (2001) que o método de multiplicadores de Lagrange não é adequado para resolver problemas com restrições não lineares. Isto motivou LIEBMAN e EDGAR (1988) a resolver o problema de reconciliação usando técnicas de programação não linear e programação linear sucessiva. Os autores aplicaram ambos os métodos para diferentes sistemas, demonstrando as vantagens da utilização das técnicas de programação não linear sobre os tradicionais métodos para reconciliação de dados em sistemas operando em estado estacionário. Isso se deveu à possibilidade de explicitar os limites das variáveis e de usar algoritmos eficientes de busca, melhorando a confiabilidade do método e permitindo um melhor tratamento das restrições não lineares. As técnicas de programação não linear também foram utilizadas por RAMAMURTHI *et al.* (1993), para resolver problema de reconciliação de dados com restrições não lineares na presença de variáveis não medidas. Os autores mostraram que a abordagem de linearização sucessiva não pode lidar com restrições não lineares eficientemente, resultando em resultados desviados, para sistemas significativamente não lineares.

FILLON *et al.* (1995) e (1996) propuseram um algoritmo para reconciliação de dados em reatores em batelada, onde todas as medidas são tratadas simultaneamente durante o período total do experimento. O exemplo ilustrativo considerado foi o da oxidação do propano em fase líquida, usando dados simulados.

A aplicação de redes neurais para realizar a reconciliação de dados em estado estacionário foi proposta por DU *et al.* (1997) em um processo de flotação simulado, com uma corrente de entrada e duas de saída. A principal característica é que a função objetivo incluía explicitamente os balanços de massa e energia, ao invés do tradicional uso da função de quadrados ponderados e das restrições do processo.

SCHRAA e CROWE (1998) apresentaram uma abordagem para o problema de reconciliação de dados em estado estacionário com restrições não lineares. Na abordagem proposta, tanto a função objetivo quanto as restrições impostas ao sistema são colocadas numa forma não restrita, usando Multiplicadores de Lagrange. O problema foi resolvido por métodos de otimização não restrita, baseada em derivadas analíticas.

Uma outra abordagem iterativa para resolver o problema de reconciliação de dados com restrições não lineares foi apresentada por KELLY (1988), melhorando a estabilidade numérica. Mostrou-se que a abordagem proposta é viável e constitui uma alternativa numérica eficiente para a o método de Matriz de Projeção (CROWE *et al.*, 1983; CROWE, 1988) quando variáveis não medidas e parâmetros não são todos observáveis e as restrições do modelo não são todas independentes. Sua eficácia foi comprovada frente a três exemplos anteriormente estudados na literatura. Entretanto, esta abordagem não permite restrições de desigualdade. Posteriormente, KELLY (2004b) descreveu uma formulação relevante para resolver o problema de reconciliação de dados com restrições não lineares. Esta formulação usa o método descrito por KELLY (2004a) para calcular analiticamente a matriz Jacobiana. Foram propostas duas abordagens para inicialização das variáveis não medidas que permitem encontrar a solução mais rapidamente. Os resultados foram idênticos aos encontrados por SCHRAA e CROWE (1998) no mesmo exemplo de estudo.

Em outras áreas, como mineração e nuclear, trabalhos de reconciliação também são desenvolvidos. Um exemplo foi testado em uma planta nuclear, em que estavam disponíveis 39 diferentes temperaturas, pressões e vazões durante o ciclo de uma

turbina (SUNDE e BERG, 2003). Os resultados calculados mostraram boa concordância com as medidas. Um índice de falha global complementou o estudo da distribuição de probabilidade de falhas no processo.

II.3 - Sistema de Compressão

Buscaram-se os modelos de sistemas de compressão presentes na literatura. Os modelos identificados estão apresentados na Tabela 1.

Tabela 1. Modelos de compressores da literatura

Modelos	Descrição do Escoamento	Varição na veloc. da turbina	Tipo de Compressores	Instabilidade descrita pelo modelo
GREITZER (1976)	1D Incompressível	Não	Axial	<i>Surge</i>
HANSEN <i>et al.</i> (1981)	1D Incompressível	Não	Centrífugo	<i>Surge</i>
FINK <i>et al.</i> (1992)	1D Incompressível	Sim	Centrífugo	<i>Surge</i>
GRAVDAHL e EGELAND (1997)	1D Incompressível	Sim	Centrífugo	<i>Surge</i>
MACDOUGAL e ELDER (1983)	1D Compressível	Não	Axial / Centrífugo	<i>Surge</i>
BOTROS (1994)	1D Compressível	Sim	Axial / Centrífugo	<i>Surge</i>

Compressores são equipamentos cujo objetivo é a elevação da pressão de um determinado fluido que se encontra no estado gasoso. Pode-se classificar, quanto ao funcionamento, os dois principais tipos de compressores: compressores volumétricos (alternativo ou rotativo) ou dinâmicos (centrífugo ou axial). Os compressores dinâmicos são largamente utilizados na indústria de processos químicos e petrolíferas, na fabricação de ferro e aço e em plataformas *offshore*, para a reinjeção do gás para o poço e exportação do gás para a terra. Geralmente possuem dimensões reduzidas e produzem menos vibração em relação aos de deslocamento positivo para a mesma aplicação. Num compressor centrífugo típico, a compressão do gás é feita em duas etapas. O gás é aspirado pelo impelidor, responsável por toda a transferência de energia no processo. A energia é absorvida pelo gás em forma de entalpia e energia cinética. Nos difusores, a energia cinética absorvida remanescente é convertida em entalpia. Em uma situação ideal, toda a energia estática seria utilizada no intuito de elevar a pressão do gás. Mas, devido há perdas que ocorrem tanto nos impelidores quanto nos difusores, parte desta energia é convertida em energia interna, implicando em um aumento de temperatura (CAMPOS e TEIXEIRA, 2006). Os compressores dinâmicos são indicados para

a movimentação de grandes volumes, à baixa ou média razão de compressão (relação entre a pressão de descarga e a pressão de sucção). Estes compressores operam em alta rotação e são, geralmente, acionados por motores elétricos ou turbinas a gás.

Em aplicações *offshore*, os compressores centrífugos estão dispostos basicamente em arranjos com múltiplos estágios com a presença de refrigeradores intermediários (*intercoolers*) entre eles.

Há pouca referência na literatura voltada para o monitoramento de sistemas de compressão. Uma abordagem frequentemente encontrada na literatura é a modelagem de compressores com o objetivo de modelar a dinâmica do processo quando o compressor está em *surge*. O *surge* é caracterizado por uma larga amplitude de flutuações de pressão em um escoamento instável, que ocorre quando a máquina está operando abaixo da capacidade mínima de vazão. Uma das características quando o compressor está em *surge* é a perda da eficiência e a presença de vibrações intensas, frequentemente ocorrendo inversão de fluxos (VEPA, 2010).

Um dos modelos pioneiros para descrever esse tipo de fenômeno foi o desenvolvido por GREITZER (1976). Este autor desenvolveu um modelo não linear do sistema composto por: duto anular, *plenum* e garganta para um compressor do tipo axial. As oscilações do sistema foram consideradas análogas a um ressonador de Helmholtz. Além, disso o escoamento era considerado incompressível, a não ser no *plenum*, onde o processo era considerado politrópico.

Depois, HANSEN *et al.* (1981) verificaram a validade do modelo proposto por GREITZER (1976) usando dados experimentais de um compressor centrífugo de pequeno porte.

FINK *et al.* (1992) estenderam o modelo proposto por GREITZER (1976), incluindo a dinâmica do rotor para levar em consideração as variações de velocidade durante os transientes de *surge*. GRAVDHL e EGELAND (1997) incluíram, ao modelo desenvolvido em GREITZER (1976), a dinâmica da turbina e o torque imposto ao compressor. MACDOUGAL e ELDER (1983) utilizaram o balanço de massa, momento e energia no desenvolvimento de um modelo para compressores. No seu modelo, o termo correspondente à dinâmica da equação de energia foi desprezado e foram utilizadas

equações de estado de gases reais que foram acopladas às relações de Schultz que definem a compressão politrópica, também foi considerado escoamento unidimensional. Essa abordagem trata o sistema de forma contínua considerando o efeito da compressibilidade dos gases.

BOTROS (1994) utiliza os balanços de massa e energia no modelo de compressor, considera o gás compressível e propõe utilizar a relação entre pressões e massa específica politrópica e assume que o sistema de compressão responde a perturbações de forma quase estacionária. Para compressores de velocidade variável, propõe que sejam utilizadas duas equações adicionais: uma que relaciona a taxa mássica de consumo de combustível à potência da turbina; e outra que relaciona a potência de saída da turbina à potência do compressor. Nesses dois equacionamentos, há a presença de três parâmetros de eficiência: a eficiência da turbina que relaciona a conversão de energia de calor em energia gerada pela turbina; a eficiência mecânica que relaciona a energia gerada pela turbina e a energia recebida compressor; eficiência politrópica que relaciona o head politrópico e a energia recebida pelo compressor. Essas eficiências são necessárias para se quantificar as perdas de energia ocorridas no sistema.

Dado que a manutenção preditiva se baseia no monitoramento de desempenho, o modelo proposto por BOTROS (1994) é particularmente útil, pois é possível inferir a eficiência real da compressão e, entender a deterioração do desempenho.

Entre as aplicações dessas técnicas para o caso de monitoramento de sistemas de compressão e/ou equipamentos *offshore*, algumas referências foram encontrados na literatura.

KACPRZYNSKI *et al.* (2001) utilizaram a abordagem baseada em modelos para monitoramento da eficiência de compressores e utilizou uma abordagem baseada em modelos, inferindo-se dados de eficiência para prever a degradação do desempenho devido a deposições de sal.

ERIKSSON (2010) propôs monitoramento preditivo baseado em modelos para um sistema piloto de compressores submersos. Foram monitorados atuadores, sensores de nível, controlador anti-*surge*; sistemas voltaicos, monitoramento das variáveis de processo e vibrações estruturais. Nesse piloto, estão contemplados cálculos

de eficiência de compressão, eficiência de bombas, eficiência do VSD, cálculo de harmônico no sistema elétrico de alta voltagem.

ROTEM, WACHS e LEWIN (2000) utilizaram uma abordagem baseada em modelos e PCA para monitoramento e diagnóstico de falhas em um compressor de etileno. Neste trabalho, o modelo de compressor utilizado foi simplificado de forma a obter-se uma expressão linear e parametrizável. Os resíduos entre os valores de pressão e temperatura de descarga preditos pelo modelo e os medidos eram então utilizados para identificação de falhas através da análise de componentes principais, utilizando-se uma métrica proposta por WACHS e LEWIN (1998).

EBRAHIMIPOUR e SUZUKI (2006) propuseram uma metodologia para determinar gargalos do ponto de vista de manutenção de equipamentos *offshore*. Esse trabalho utilizou uma abordagem estatística utilizando a técnica da análise de componentes principais. Em um estudo de caso, MIYOSHI et al. (2012) analisaram as informações de falhas de equipamentos e de tempo de parada na manutenção de equipamentos *offshore*, propondo uma abordagem híbrida baseada em abordagem estatística e modelos fenomenológicos.

II.4 EMSO

EMSO é a sigla para Environment for Modeling, Simulation and Optimization. EMSO é um simulador de processos orientado por equações, disponível para ambiente Windows ou Linux, onde o usuário pode modelar processos dinâmicos ou estacionários, em uma linguagem própria do simulador (*MSO*) orientada a objetos, ou pela simples utilização de modelos de equipamentos pertencentes a sua biblioteca EML.

EMSO foi desenvolvido a partir do trabalho de SOARES e SECCHI (2003) que objetivou disponibilizar um novo simulador para processos estacionários e transientes. A partir de 2005, teve início o projeto ALSOC para aprimoramento do sistema, resultado de um consórcio entre universidades e empresas nacionais. Além simular processos dinâmicos ou estacionários, EMSO possui módulos com função de otimização, estimação de modelos dinâmicos e estacionários e reconciliação de dados de modelos estacionários, dentre outras funcionalidades.

Capítulo III - Metodologia de Trabalho

III.1 - Descrição do Processo

Em um primeiro momento, foi realizado um estudo do fluxograma de processo analisando as informações e medidas disponíveis na planta, como exemplificado na Figura 6. O sistema de compressão em questão é dividido em três estágios, havendo sensores de temperatura e pressão e um tubo *Lo-Loss* a montante e a jusante de cada compressor cujas medidas são enviadas ao controlador anti-*surge*. Os dois primeiros estágios de compressão, quanto à disposição dos equipamentos, são idênticos enquanto que, na transição para o terceiro, há uma retirada de corrente para a unidade de desidratação e uma reinjeção oriunda da mesma.

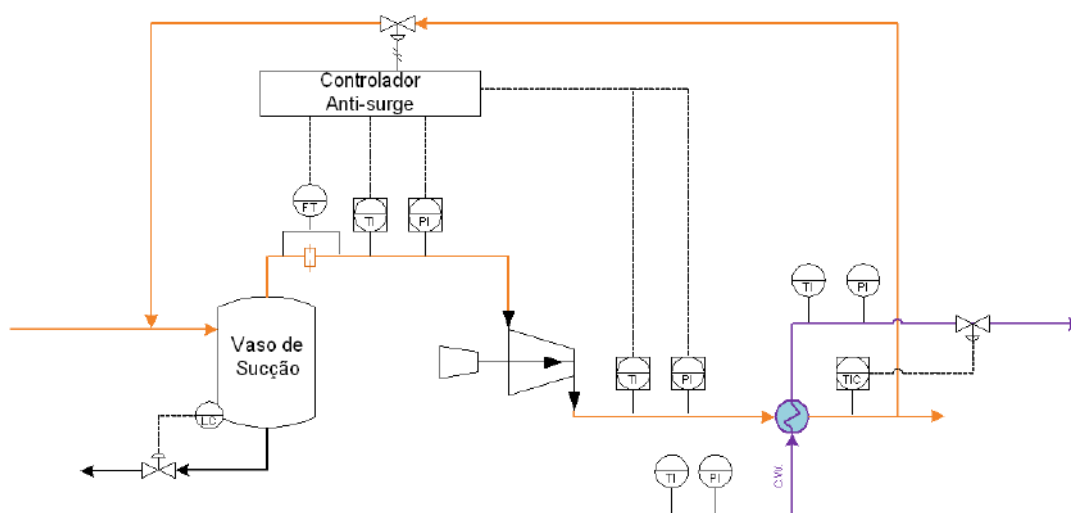


Figura 6 Fluxograma simplificado de um estágio do sistema de compressão (Fonte: Miyoshi et al, 2012).

Três estruturas fundamentais no circuito de processamento de gás ilustrado na Figura 6 de relevante importância para a eficiência do sistema são o vaso de sucção, o trocador de calor (resfriador) a jusante do compressor e o sistema de controle anti-*surge*. O vaso de sucção tem como principal função reter qualquer composto condensado presente na corrente de gás oriunda do reservatório ou estágio de compressão anterior evitando que o mesmo acesse a etapa de compressão, preservando o compressor e a segurança de operação. O resfriamento é necessário para

reduzir a potência requerida no estágio de compressão seguinte e evitar danos aos componentes mecânicos dos compressores.

O sistema de controle anti-*surge* tem por objetivo impedir que o compressor opere com vazão inferior a um valor mínimo definido de forma a evitar que o fenômeno de *surge* ocorra. O *surge*, como mencionado anteriormente, é um fenômeno caracterizado pela instabilidade do ponto de operação. Dependendo da intensidade do *surge*, pode-se danificar seriamente os mancais, os selos e o próprio rotor da máquina, diminuindo a disponibilidade da mesma e reduzindo a confiabilidade da Unidade (CAMPOS e TEIXEIRA, 2006). O método de controle anti-*surge* empregado é o da recirculação do gás da descarga para a sucção do compressor centrífugo através da instalação de uma de linha com válvula de controle automático. O controlador anti-*surge* deve ser programado para que, ao se aproximar do ponto de *surge*, comande a abertura da válvula de modo que a vazão no compressor fique acima da vazão mínima. Para tal, para que seja implementada uma estratégia de controle anti-*surge* bem sucedida são imprescindíveis medições de pressões na sucção e descarga de cada estágio, bem como a medição de vazão.

Em suma, no processo descrito, estão disponíveis medidas de vazão volumétrica na sucção (F_{vol}), pressão na sucção (P_s), temperatura na sucção (T_s), velocidade de rotação da turbina (R), pressão de descarga (P_d) e temperatura de descarga (T_d), conforme ilustrado na Figura 6. Além disso, também existem medidas esporádicas da composição do gás, fundamentais para o cálculo de eficiência do compressor.

III.2 – Implementação das Inferências dos Parâmetros de Desempenho

O monitoramento neste trabalho se dá sobre um dos parâmetros de desempenho mais relevantes para compressores de gás: a eficiência termodinâmica. Para tal, foi necessário implementar os modelos para inferência da eficiência politrópica. A eficiência politrópica é a relação entre a energia específica útil e a energia específica cedida pelo compressor ao gás. A energia específica é a relação entre a energia e a massa de gás para um volume de controle, sendo obtida por cálculos específicos de head

politrópico. Por outro lado, calcula-se a energia específica cedida através da variação da entalpia.

Como esse parâmetro não pode ser medido, são utilizados dois métodos distintos para a inferência da eficiência dos compressores: Método “teórico”, utilizando-se modelos fenomenológicos rigorosos do processo e (2) Método “empírico”, utilizando-se das curvas fornecidas pelo fabricante a partir de dados de vazão de sucção e rotação da turbina.

III.2.1 – Implementação do Modelo Teórico

Para simplificação da modelagem, foi considerado apenas o modelo fenomenológico do compressor, não se considerando o modelo de turbina para inferência do parâmetro de desempenho selecionado e prova conceitual da metodologia utilizada. O modelo do compressor utilizado é o modelo GPSA (2004). Essa etapa de implementação do modelo foi realizada no Ambiente para Modelagem, Simulação e Otimização de Processos (EMSO), desenvolvido por SOARES e SECCHI (2003). O modelo foi validado utilizando o simulador de processo PETROX e dados de processo.

As equações do sistema de compressão implementadas no EMSO estão descritas a seguir:

- **Modelo Fenomenológico:**

Balanço de Material:

$$F_{in} - F_{out} = 0 \quad (3.1)$$

Balanço de Material por Componente:

$$F_{in} y_{i,in} - F_{out} y_{i,out} = 0 \quad (3.2)$$

Balanço de energia:

$$h_{in} - h_{out} = H \text{ Mw} \quad (3.3)$$

Razão da Pressão:

$$P_{ratio} = \frac{P_{out}}{P_{in}} \quad (3.4)$$

Para processo politrópico: ($\eta = \eta_{p,teo}$)

- Cálculo do Head Politrópico:

$$H_p = \frac{(0,5 Z_{in} + 0,5 Z_{out}) RT_{in}}{Mw} \frac{n}{n-1} \left[\left(\frac{P_{out}}{P_{in}} \right)^{\frac{n-1}{n}} - 1 \right] \quad (3.5)$$

Para processo Isentrópico: ($\eta = \eta_{isen}$)

- Cálculo da Temperatura Isentrópica:

$$S_{in}(T_{in}, P_{in}, y_{in}) = S_{out}(T_{isen}, P_{in}, y_{in}) \quad (3.6)$$

- Balanço de Energia para o caso Isentrópico:

$$H_{isen} Mw = h_{isen}(T_{isen}, P_{out}, y_{out}) - h_{in}(T_{in}, P_{in}, y_{in}) \quad (3.7)$$

- Eficiência Isentrópica

$$\eta_{isen} = \frac{h_{isen} - h_{in}}{h_{out} - h_{in}} \quad (3.8)$$

- Head Isentrópico

$$H_{isen} = \frac{(0,5 Z_{in} + 0,5 Z_{out}) RT_{in}}{Mw} \frac{k}{k-1} \left[\left(\frac{P_{out}}{P_{in}} \right)^{\frac{k-1}{k}} - 1 \right] \quad (3.9)$$

Relações entre eficiências politrópica e isentrópica:

$$\frac{\eta_{p,teo}}{H_p} = \frac{\eta_{isen}}{H_{isen}} \quad (3.10)$$

Relações entre coeficiente politrópico e isentrópico:

$$\eta_{p,teo} = \frac{n/(n-1)}{k/(k-1)} \quad (3.11)$$

Potência:

$$\dot{W}_F = H M_w F_{in} \quad (3.12)$$

Eficiência Mecânica:

$$\eta_{mec} = \frac{\dot{W}_F}{\dot{W}_{brake}} \quad (3.13)$$

Perdas de Potência:

$$\dot{W}_{brake} = \dot{W}_F + \dot{W}_{loss} \quad (3.14)$$

Quanto às equações de estado a serem utilizadas, optou-se pelas equações de estado de Peng-Robinson (PR) considerando a composição do gás de acordo com as medições recebidas para o primeiro estágio de compressão.

A fim de garantir maior confiabilidade ao modelo, foi adicionado ao *flowsheet* da simulação um modelo de vaso de sucção que antecede o compressor. Essa adição evita que o modelo possa indicar a presença de um sistema bifásico no interior do compressor, situação incoerente com o processo real e que pode causar erros de modelagem.

III.2.2 - Modelo Empírico (Curvas do Fabricante):

Foi efetuado o levantamento, dentro da região de operação, das curvas de eficiência do compressor, utilizado no primeiro estágio, de acordo com os dados fornecidos pelo fabricante. Em seguida, os dados retirados destas curvas foram ajustados no Matlab® a uma superfície parametrizada, conforme mostra a Figura 7. Escolheu-se por um ajuste polinomial para os dados de eficiência.

$$\bar{\eta} = p_{00} + p_{10} \bar{x} + p_{01} \bar{y} + p_{20} \bar{x}^2 + p_{21} \bar{x} \cdot \bar{y} + p_{31} \bar{x}^3 \cdot \bar{y} + p_{11} \bar{x} \cdot \bar{y} \quad (3.15)$$

Pode-se escrever (3.1) em notação matricial da seguinte forma:

$$\bar{\eta}^{\text{exp}} = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & y_1 & x_1^2 & x_1^2 \cdot y_1 & x_1^3 \cdot y_1 & x_1 \cdot y_1 \\ 1 & x_2 & y_2 & x_2^2 & x_2^2 \cdot y_2 & x_2^3 \cdot y_2 & x_2 \cdot y_2 \\ \vdots & & \ddots & & & & \vdots \\ \vdots & & & \ddots & & & \vdots \\ \vdots & & & & \ddots & & \vdots \\ \vdots & & & & & \ddots & \vdots \\ 1 & x_n & y_n & x_n^2 & x_n^2 \cdot y_n & x_n^3 \cdot y_n & x_n \cdot y_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_{00} \\ p_{10} \\ p_{01} \\ p_{20} \\ p_{21} \\ p_{31} \\ p_{11} \end{bmatrix} = \bar{X} \cdot \bar{Q} \quad (3.16)$$

em que n corresponde à quantidade de pontos utilizados na estimação, X , a matriz dos coeficientes de (3.15) e Q , o vetor dos parâmetros a serem inferidos. Como, a partir das curvas fornecidas pelo fabricante, não havia informações sobre a incerteza dos dados plotados, considerou-se aqui as incertezas de ambas as medidas de mesma ordem de grandeza. Por mínimos quadrados, de (3.16), tem-se:

$$\bar{Q} = \begin{bmatrix} p_{00} \\ p_{10} \\ p_{01} \\ p_{20} \\ p_{21} \\ p_{31} \\ p_{11} \end{bmatrix} = (X^T \cdot X)^{-1} \cdot X^T \cdot \bar{\eta}^{\text{exp}} \quad (3.17)$$

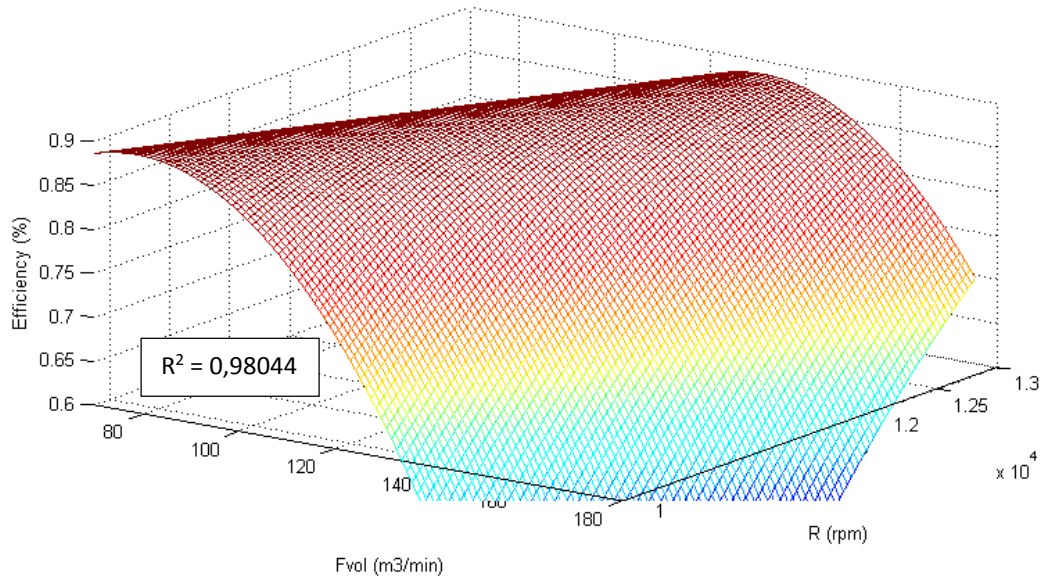


Figura 7. Curva de Eficiência Politrópica.

○ Modelo ajustado de Eficiência Politrópica

$$\eta_p = p_{00} + p_{10} \bar{x} + p_{01} \bar{y} + p_{20} \bar{x}^2 + p_{21} \bar{x} \cdot \bar{y} + p_{31} \bar{x}^3 + p_{11} \bar{x} \cdot \bar{y} \quad (3.18)$$

em que:

x : vazão volumétrica		y : Rotação			
$p_{00} =$	0.8199	$p_{10} =$	-0.0490	$p_{01} =$	0.0323
$p_{20} =$	-0.0616	$p_{11} =$	0.0876	$p_{21} =$	0.0054
$p_{31} =$	0.0009	$p_{02} =$	-0.0313	$R^2 =$	0,98044

Dessa forma, se propõe que os dados sejam normalizados de acordo com (3.19), onde \bar{x} é a média e σ é o desvio padrão da medida.

$$z = \frac{x - \bar{x}}{\sigma} \quad (3.19)$$

Os valores \bar{x} e \bar{y} são normalizados de acordo com:

$$\bar{x} = \frac{(x - 115.489)}{25.36251} \text{ e } \bar{y} = \frac{(y - 11406.67)}{1057.927} \quad (3.20)$$

III.3 – Avaliação da Qualidade das Medidas:

Para a avaliação da qualidade das medidas, a reconciliação de dados foi realizada através das seguintes etapas, conforme Figura 8.

- Aquisição de dados;
- Simulação dos modelos implementados;
- Reconciliação estacionária de dados;
- Análise comparativa dos resultados.

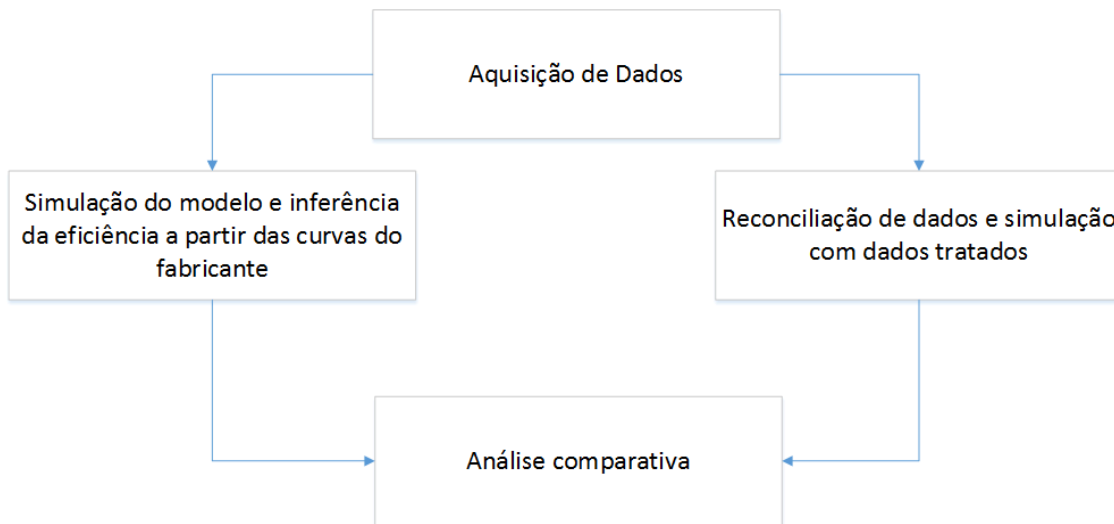


Figura 8. Etapas da abordagem.

III.3.1 - Aquisição de Dados

Os dados utilizados foram obtidos do sistema de informação de processo (PI) e estão contidos em um período de dois dias, tomados minuto a minuto. Foram coletados conjuntos de dados de pressão, temperatura e vazão de sucção e pressão, temperatura de descarga além de rotação da turbina, como o indicado pela Figura 10, ordenados em sete grupos de dez pontos (minuto a minuto) a cada 8h de operação em três diferentes condições operacionais em relação à abertura da válvula do controle anti-*surge*. Os conjuntos de dados foram separados como ilustrado na Figura 9:

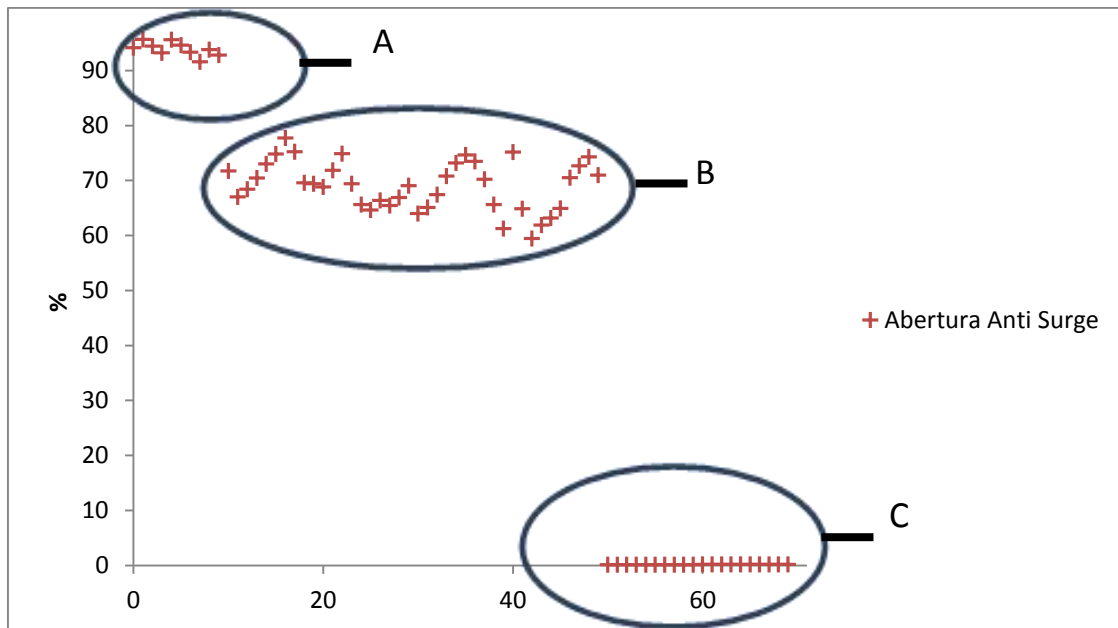


Figura 9. Percentual de fechamento da válvula de controle Anti-Surge.

- Grupo A: série de dados entre os pontos 0 e 10;
- Grupo B: série de dados entre os pontos 11 e 50;
- Grupo C: série de dados entre os pontos 51 e 70.

O Grupo A, correspondente ao primeiro grupo de dados, ilustra a operação do sistema com a válvula do controlador anti-surge completamente fechada. O Grupo B, correspondente aos quatro grupos seguintes, representa a condição de operação do sistema com a válvula acionada, com abertura modulando entre 60% e 80% fechada. E o Grupo C, correspondente aos dois últimos grupos, ilustra a operação do sistema com a válvula totalmente aberta. O efeito destas mudanças sobre as medições e, conseqüentemente, sobre o parâmetro de desempenho inferido também foi analisado neste trabalho.

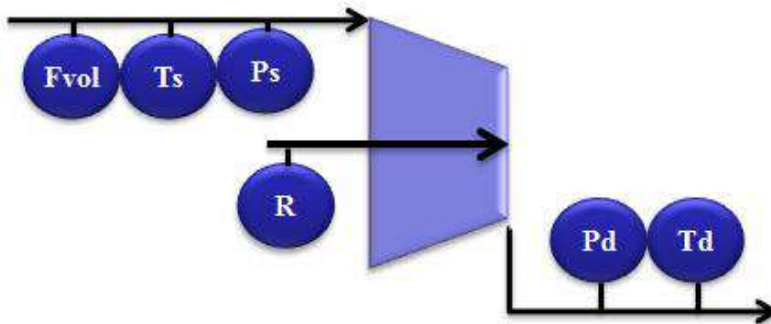


Figura 10. Medidas disponíveis do Processo.

III.3.2 - Simulação dos Modelos Implementados

Os dados adquiridos foram armazenados em uma planilha EXCEL® que alimentava um servidor OPC (OLE - *Object Linking and Embedding - for Process Control*), como se os dados viessem de uma planta de processo industrial de forma on-line. O OPC é um protocolo de comunicação de padrão industrial utilizado de forma geral para comunicar os dados entre uma planta industrial e sistemas digitais de controle distribuídos (SDCD) e/ou controladores lógicos programáveis (PLC).

O cliente OPC do EMSO também foi conectado ao servidor OPC e fazia a comunicação entre o servidor OPC e o modelo de simulação no EMSO, conforme Figura 11 abaixo.

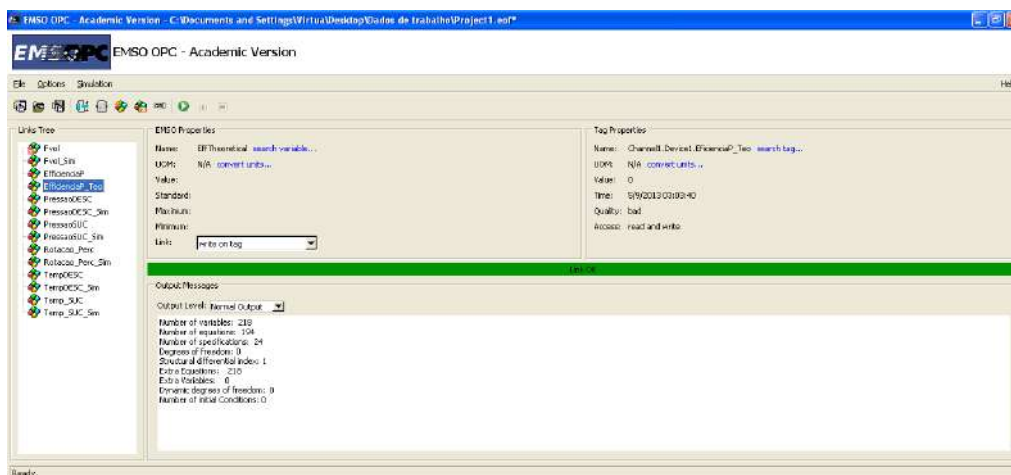


Figura 11. Interface EMSO-OPC.

Para o levantamento dos parâmetros de desempenho tanto teórico quanto empírico, foram configuradas, via interface EMSO-OPC conforme ilustra a Figura 12, as variáveis de entrada (pressão, temperatura e vazão de sucção, temperatura e pressão de descarga e frequência de rotação da turbina) e as variáveis de saída (Eficiência - teórica e empírica).

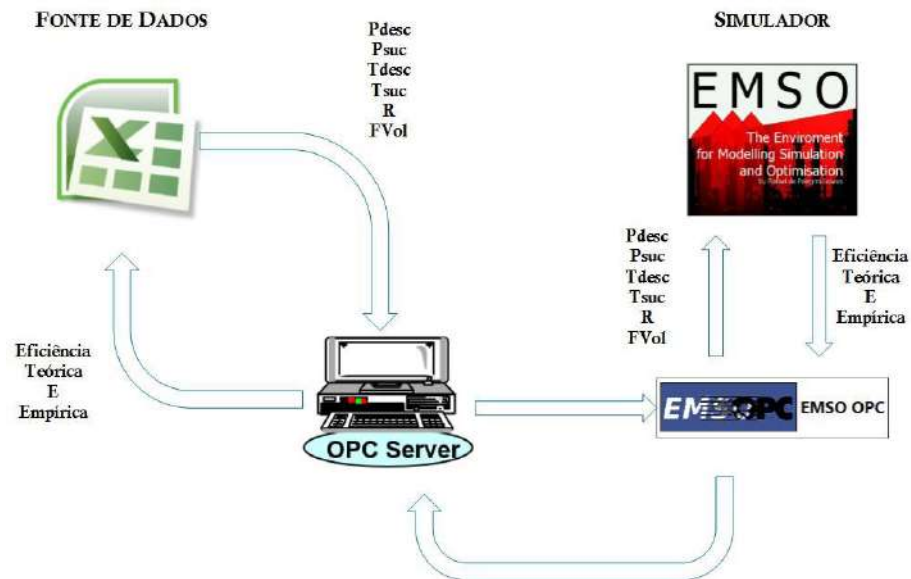


Figura 12. Comunicação EMSO - OPC – EXCEL®.

Com isso, o EMSO inferia, para cada conjunto de dados de pressão, temperatura e vazão do histórico de dados, a eficiência politrópica teórica e empírica do processo.

III.3.3 - Reconciliação estacionária de dados

Nesta etapa, utilizou-se da redundância obtida pela inserção de dois métodos distintos para cálculo da eficiência politrópica (empírico e teórico) para aplicação da técnica de reconciliação de dados. Desta forma, o objetivo consiste em conciliar os resultados obtidos pelo modelo provido pelo fabricante, que estima o comportamento do equipamento, com os resultados inferidos através dos modelos fenomenológicos capaz de representar o comportamento real do compressor. Para tal, os dados de entrada do modelo (corrompidos por erros) são ajustados a fim de que os resultados sejam compatíveis e, conseqüentemente, os balanços de massa e energia

representativos do processo sejam satisfeitos ponderando os desvios entre os valores preditos e medidos. Nesta abordagem considera-se a eficiência como variável de saída do modelo e, como é obtida a partir de métodos de precisão distinta, também precisam ser reconciliadas. Sendo assim, considerando erros tanto nas variáveis dependentes (eficiência teórica e empírica) quanto nas variáveis independentes (pressão e temperatura de sucção, pressão e temperatura de descarga, vazão volumétrica e rotação da turbina), a nova função objetivo assume a forma:

$$\begin{aligned} \text{Min}_{x,y,u} [\mathbf{y}(\mathbf{x}) - \mathbf{y}_{obs}]^T \Psi_y^{-1} [\mathbf{y}(\mathbf{x}) - \mathbf{y}_{obs}] + (\mathbf{x} - \mathbf{x}_{obs})^T \Psi_x^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{x}_{obs}) \\ \text{Sujeito a:} \quad \varphi(\mathbf{x}) = \mathbf{0} \\ \mathbf{x}^L \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{x}^U \quad (\text{Limite das variáveis}) \end{aligned} \quad (3.21)$$

em que \mathbf{y} é o vetor dos valores reais das variáveis dependentes (neste caso, eficiência teórica), \mathbf{y}_{obs} é o vetor das medidas das variáveis dependentes (neste caso, eficiência empírica), \mathbf{x} é o vetor dos valores reais das variáveis independentes, \mathbf{x}_{obs} é o vetor das medidas das variáveis independentes, $\varphi(\mathbf{x})$ representa o conjunto de restrições de igualdade (modelo do processo), Ψ_x e Ψ_y são as matrizes de covariância dos erros de medida de \mathbf{x} e \mathbf{y} , respectivamente, que são, por hipótese, conhecidas e positivas definidas. As variáveis de controle (livres) utilizadas nesta resolução foram pressão e temperatura de sucção, pressão e temperatura de descarga, vazão de sucção e rotação da turbina.

Em função da natureza não linear do modelo estudado neste trabalho, a utilização de técnicas de programação não-linear (NLP) se mostra a opção mais adequada a fim de solucionar o problema de otimização apresentado em (3.21). A maioria dos algoritmos de programação não linear procura linearizar localmente a fronteira da região viável, gerando restrições lineares. Alguns aproximam a função objetivo por funções quadráticas, outros por funções lineares. Portanto, os problemas de programação linear e quadrática são de grande importância para auxiliar na solução de problemas de programação não linear. Neste projeto foi utilizado o método de busca COMPLEX (SECCHI e BISCAIA Jr., 2009), disponível no ambiente de otimização do EMSO.

O método Complex (BOX, 1965) é um método de busca multivariável similar ao método dos poliedros flexíveis (NELDER & MEAD, 1965), mas sem a restrição de utilizar

apenas $n+1$ vértices. A partir de um ponto inicial, x_1 , outros $p - 1$ pontos são obtidos arbitrariamente (ou aleatoriamente, como originalmente proposto por BOX (1965)):

$$x_i = L + \Psi_i [U - L], i = 2, 3, \dots, p \quad (3.22)$$

em que L e U são vetores que limitam a região de busca e Ψ_i é uma matriz diagonal de números aleatórios, distribuídos uniformemente no intervalo $[0,1]$. Recomenda-se, em geral, usar $p = 2n$. A busca procede de forma análoga ao método dos poliedros flexíveis.

Um hiperpoliedro com p vértices ($p = 2n$) é montado e seu pior vértice, ou seja, o que tem maior valor da função objetivo, em um problema de minimização, é substituído por outro colinear deste e do centroide. As coordenadas do centroide são dadas por:

$$x_{0,j} = \frac{1}{p} \left[\sum_{i=1}^p x_{i,j} - x_{h,j} \right] \quad j = 1, 2, \dots, p \quad (3.23)$$

em que $x_{h,j}$ é o pior vértice.

O modelo envolve quatro operações de busca, que no caso de um problema de minimização tem a seguinte forma:

$$\begin{aligned}
 &1) \text{ Reflexão: } \begin{cases} x_R^k = x_0^k + \alpha(x_0^k - x_h^k) \quad , \quad \alpha > 0 \\ \text{onde } S(x_h^k) = \max\{S(x_1^k), \dots, S(x_{n+1}^k)\} \end{cases} \\
 &2) \text{ Expansão: } \begin{cases} \text{Se } S(x_R^k) \leq S(x_i^k) = \min\{S(x_1^k), \dots, S(x_{n+1}^k)\}, \\ \text{então } x_E^k = x_0^k + \gamma(x_R^k - x_0^k) \quad , \quad \gamma > 1 \\ \text{Se } S(x_E^k) < S(x_R^k), \text{ então } x_h^{k+1} = x_E^k \\ \text{senão } x_h^{k+1} = x_R^k \\ k = k+1 \quad (\text{ir para 1}) \end{cases} \\
 &\text{onde } x_i^k \text{ é o melhor vértice.} \\
 &3) \text{ Contração: } \begin{cases} \text{Se } S(x_R^k) > S(x_i^k) \quad \forall i \neq h, \text{ então } x_C^k = x_0^k + \beta(x_h^k - x_0^k) \\ x_h^{k+1} = x_C^k, \quad 0 < \beta < 1 \\ k = k+1 \quad (\text{ir para 1}) \end{cases} \\
 &4) \text{ Redução: } \begin{cases} \text{Se } S(x_R^k) > S(x_h^k), \text{ então } x_i^{k+1} = x_i^k + \frac{1}{2}(x_i^k - x_i^k) \\ i = 1, 2, \dots, n+1 \\ k = k+1 \quad (\text{ir para 1}) \end{cases}
 \end{aligned} \quad (3.24)$$

A Figura 13 ilustra o ambiente de reconciliação de dados no EMSO, mostrando parâmetros como os *flowsheet* base a ser utilizado (Compressor_A), os dados a serem

reconciliados, as variáveis de controle (FREE) e as opções disponíveis para esta seção (OPTIONS), como o solver a ser utilizado ou a função objetiva do problema de reconciliação de dados.

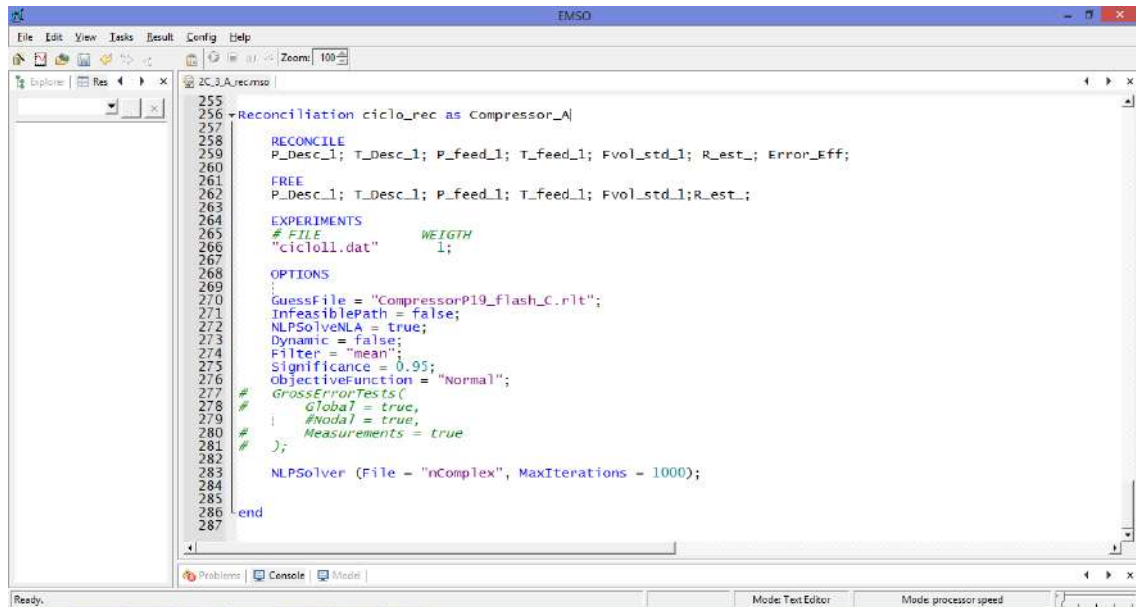


Figura 13. Ambiente de Reconciliação de dados no EMSO.

Neste caso, a função objetivo escolhida é o critério de mínimos quadrados ponderados, como sugerido em (3.21), utilizando a hipótese de que os erros presentes nas medidas são exclusivamente aleatórios e normalmente distribuídos. Na seção EXPERIMENTS, os nomes dos arquivos de dados contendo as medidas a serem reconciliadas devem ser informados, como ilustrado na Tabela 2. O nome do arquivo deve ser informado como *string* e o arquivo deve estar na mesma pasta do arquivo do modelo (extensão .mso) do problema de reconciliação que será resolvido.

Tabela 2. Estrutura do arquivo de dados a ser reconciliados

MEASURE	Variável 1	Variável 2
VARIANCE	Valor	Valor
DATA	Valor	Valor

A variância para cada variável a ser reconciliada foi calculada a partir de 2887 medidas constantes no histórico de dados utilizado para alimentar a simulação. Os valores utilizados na resolução do problema de reconciliação de dados estão ilustrados na Tabela 3. A variável *Erro de eficiência* é definida como a diferença entre a eficiência teórica e a empírica. Sua variância foi estipulada a fim de impor, ao fim da etapa de reconciliação, considerando ambos os modelos perfeitos, que os dados obtidos traduzam a correspondência entre os dois métodos de inferência da eficiência do compressor.

Tabela 3. Variâncias dos dados medidos

MEDIDA	Grupo	Pressão de Descarga (kgf/cm ²)	Temperatura de Descarga (°C)	Pressão de Sucção (kgf/cm ²)	Temperatura de Sucção (°C)	Vazão volumétrica (m ³ /h)	Rotação da turbina (%)	Erro de eficiência (%)
VARIÂNCIA	1	0,191414938	0,000341614	0,04169099	3,3669E-06	721567,5938	0,041917667	0,01
	2	0,248232321	0,040525251	0,07141708	0	942738,3608	0,093585532	0,01
	3	0,052498249	0,559214855	0,01475724	0,06673178	946712,2265	0,027607804	0,01
	4	0,114465119	2,091686837	0,04104947	0,18263467	518261,5606	0,09487387	0,01
	5	0,176862388	1,729807933	0,06105563	0,15108136	748288,7002	0,00040029	0,01
	6	0,185836161	0,014472426	0,12433917	0,00013737	1852492,919	0,188638772	0,01
	7	0,083744094	0,090699642	0,06342383	9,0173E-08	1395865,751	0,08672009	0,01

III.3.4 - Análise comparativa

Nesta última etapa, os resultados obtidos nas etapas de reconciliação e de simulação foram comparados e a qualidade das medidas investigada. Tanto uma análise

gráfica quanto uma avaliação estatística, analisando os desvios absolutos e desvios padrão entre os dados reconciliados e brutos, foram realizadas neste trabalho, destacando a importância dos resultados para cada região estudada bem como o efeito do tratamento dos dados sobre o comportamento do sistema estudado.

Capítulo IV - Resultados

IV.1 - Aquisição de dados

As Figura 14 a Figura 19 apresentam os dados de pressão de sucção, pressão de descarga, temperatura de sucção, temperatura de descarga, vazão, rotação da turbina adquiridos pelo histórico da planta através do sistema de armazenamento de dados (PI).

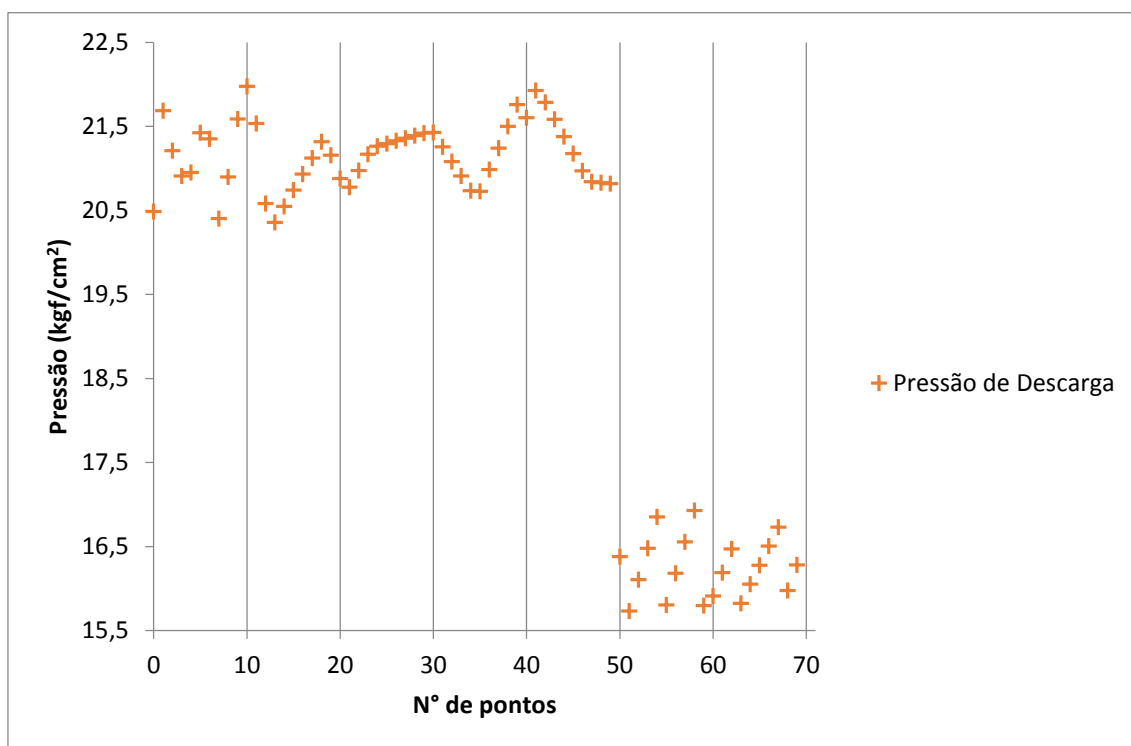


Figura 14. Dados de pressão de descarga.

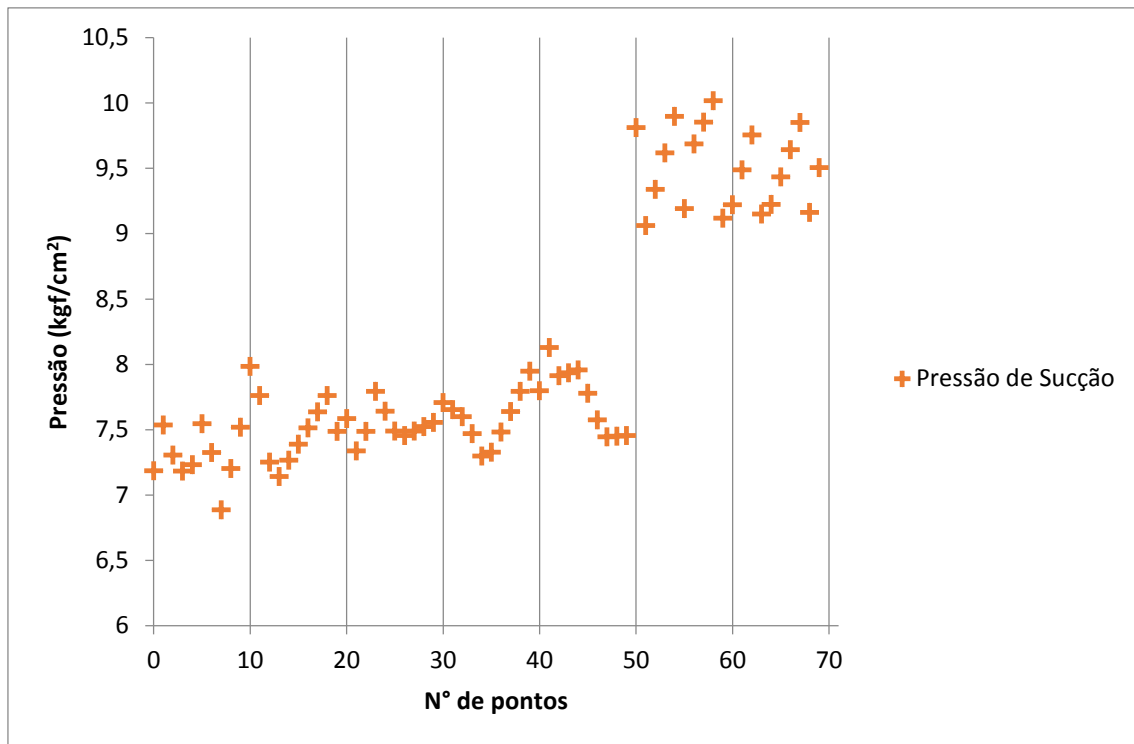


Figura 15. Dados de pressão de sucção.

Observa-se que, a partir do ponto 50, nos dados do Grupo C, há um aumento de pressão na sucção e redução na descarga. Isto pode ser explicado pelo acionamento do sistema anti-*surge*, o que pode ser observado em Figura 9, tendo como principal efeito de ação o aumento da vazão de sucção e redução da razão de compressão, causando a mudança para o terceiro ponto de operação do sistema estudado, como pode ser observado na Figura 14 a Figura 19

Pode perceber também que, embora tenha ocorrido a abertura da válvula do sistema anti-*surge* entre os pontos dos Grupos A e B, houve pouca alteração nas condições de operação do sistema, além das flutuações dos dados no interior de cada grupo. A manutenção da vazão volumétrica e nas pressões e temperaturas de operação podem ser visualizadas na Figura 14 a Figura 19.

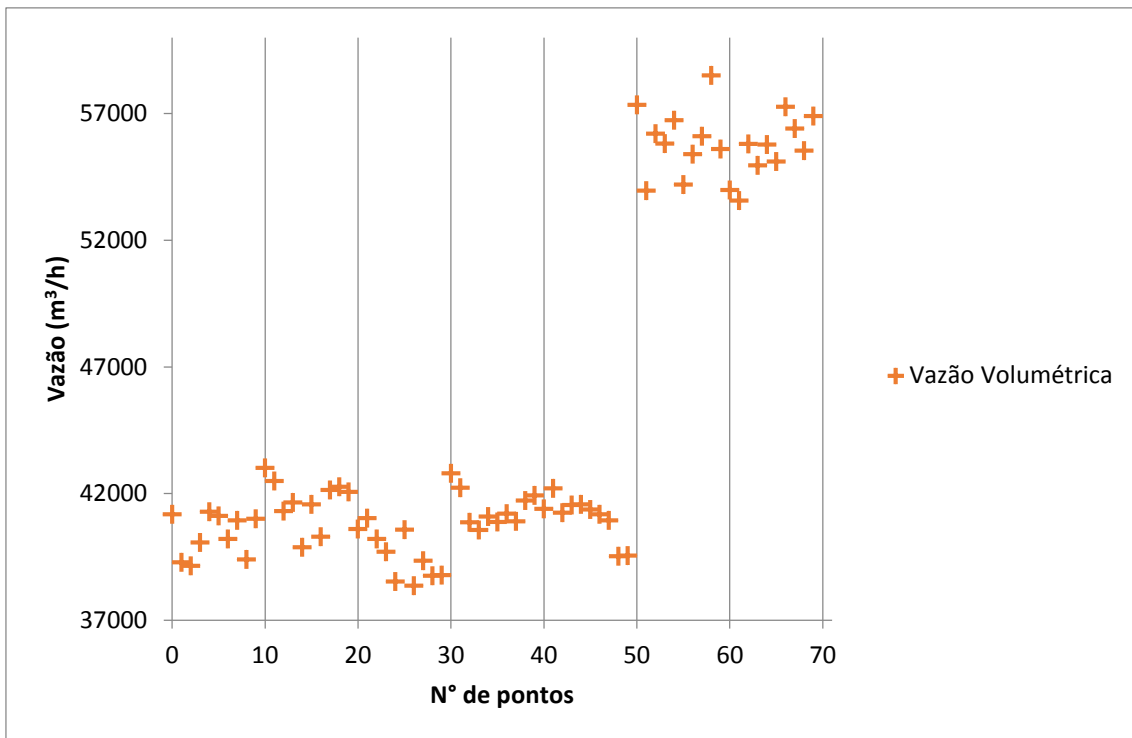


Figura 16. Dados de vazão volumétrica.

Nota-se também um aumento no desvio padrão dos dados de pressão e vazão em cada ponto de operação entre os pontos do Grupo A e os pontos do Grupo C. Pode-se esperar que, devido a esse grau de oscilação percebido, a qualidade dos dados medidos seja prejudicada.

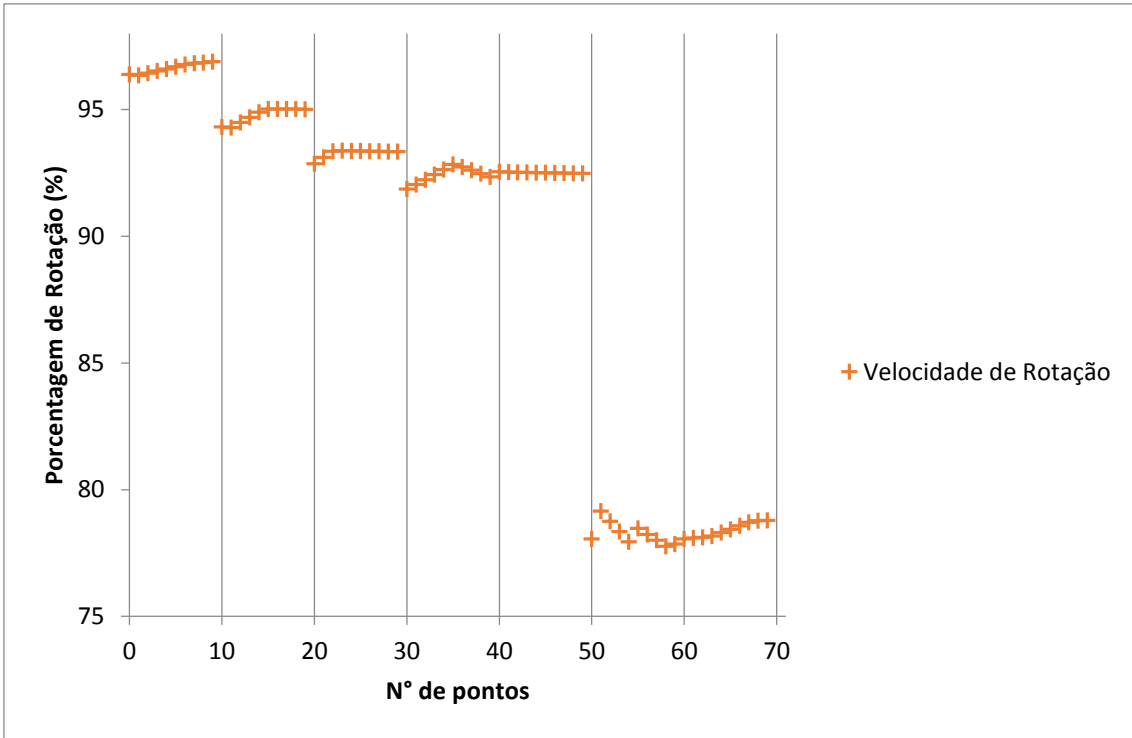


Figura 17. Porcentagem de rotação da turbina.

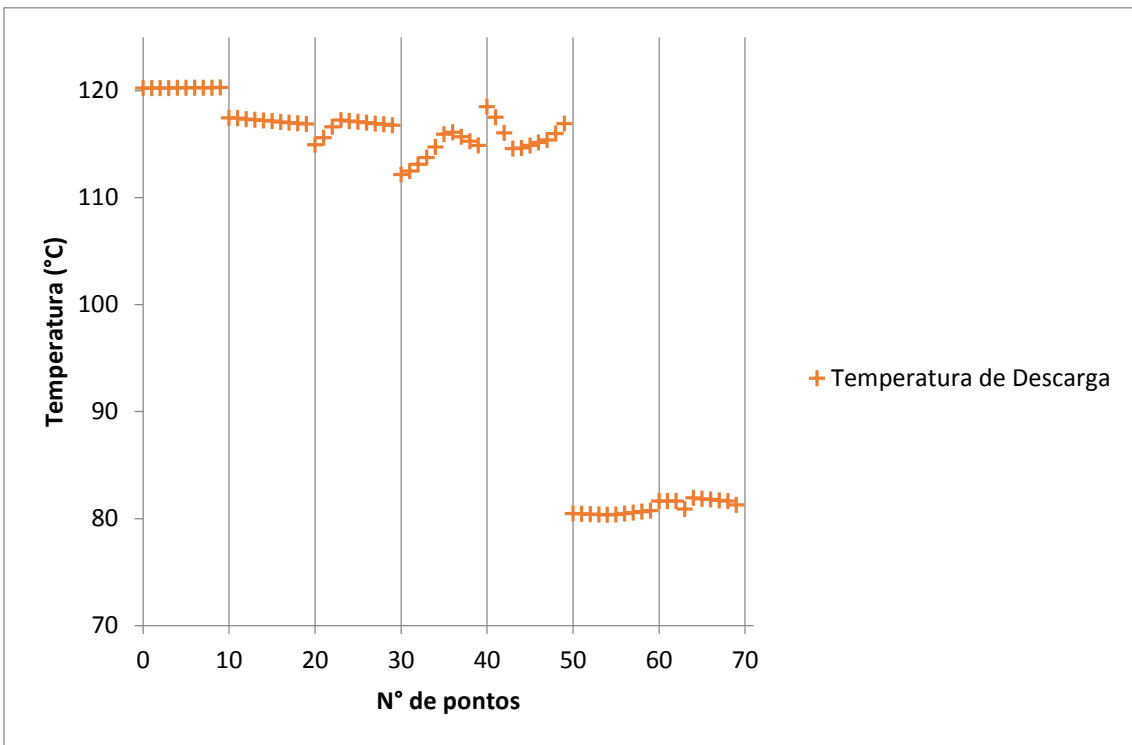


Figura 18. Temperatura de descarga.

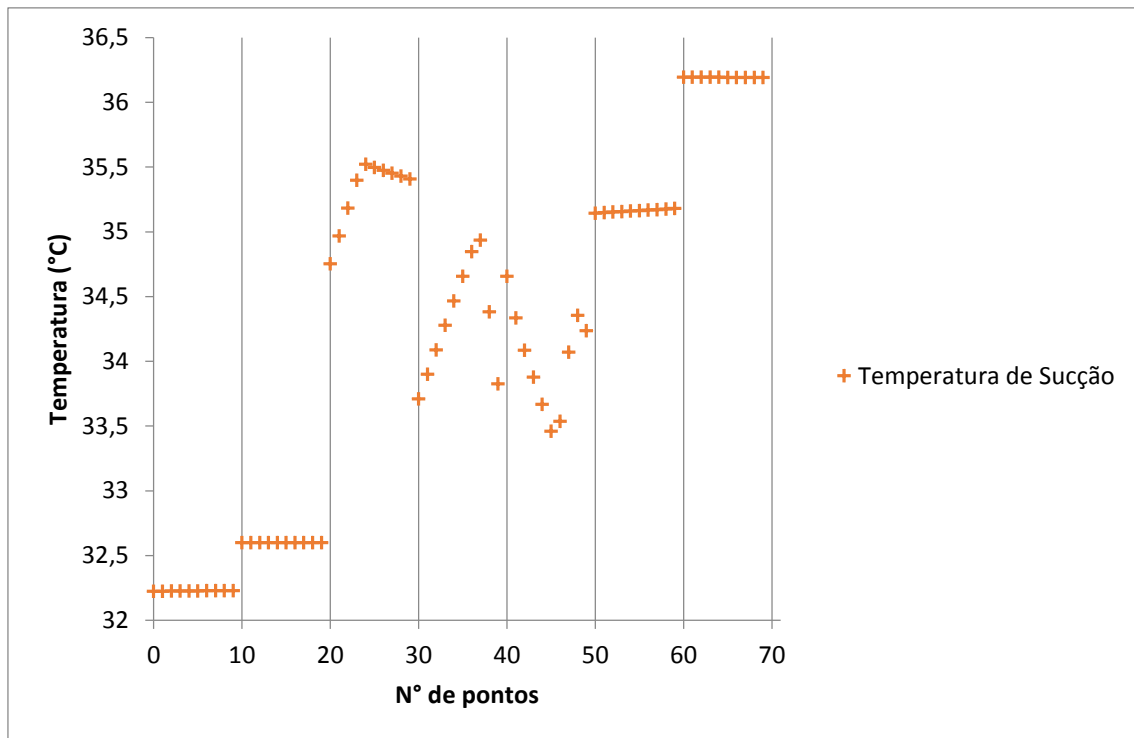


Figura 19. Temperatura de sucção.

Na Figura 19, percebe-se que, muito embora a figura não transmita uniformidade no comportamento, a temperatura de sucção foi pouco influenciada (quando comparada às demais variáveis) pelas mudanças do estado de operação causadas pela ação do sistema anti-surge.

IV.2 - Simulação dos modelos implementados

A partir dos dados de pressões, temperaturas, vazão e rotação da máquina foram obtidas inferências das eficiências politrópica termodinâmica (teórica) e eficiências a partir das curvas do fabricante (empíricas) do compressor, conforme ilustra a Figura 20.

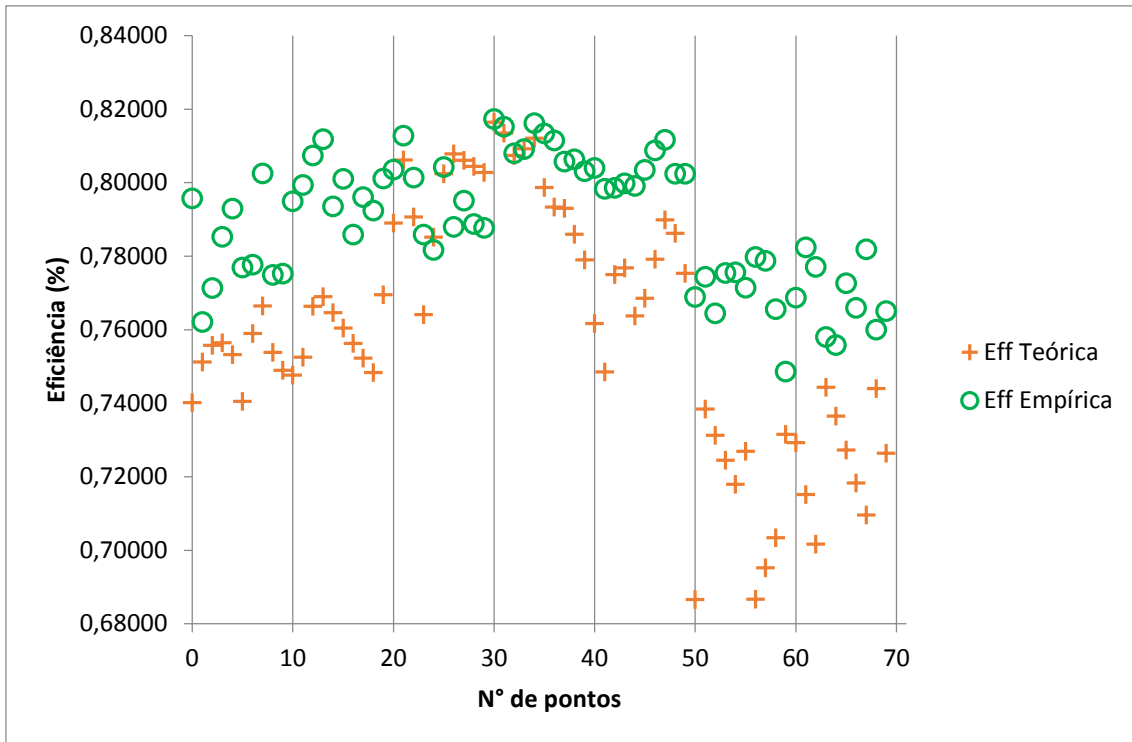


Figura 20. Inferência de eficiência a partir dos diferentes modelos.

Percebe-se na Figura 20 que a curva de eficiência teórica apresenta maior variação nos pontos do Grupo B e, em especial nos pontos do Grupo C enquanto que os dados de eficiência empírica apresentam maior variação nos pontos do Grupo A e nos pontos do Grupo C. Este comportamento pode ser ilustrado na Figura 21.

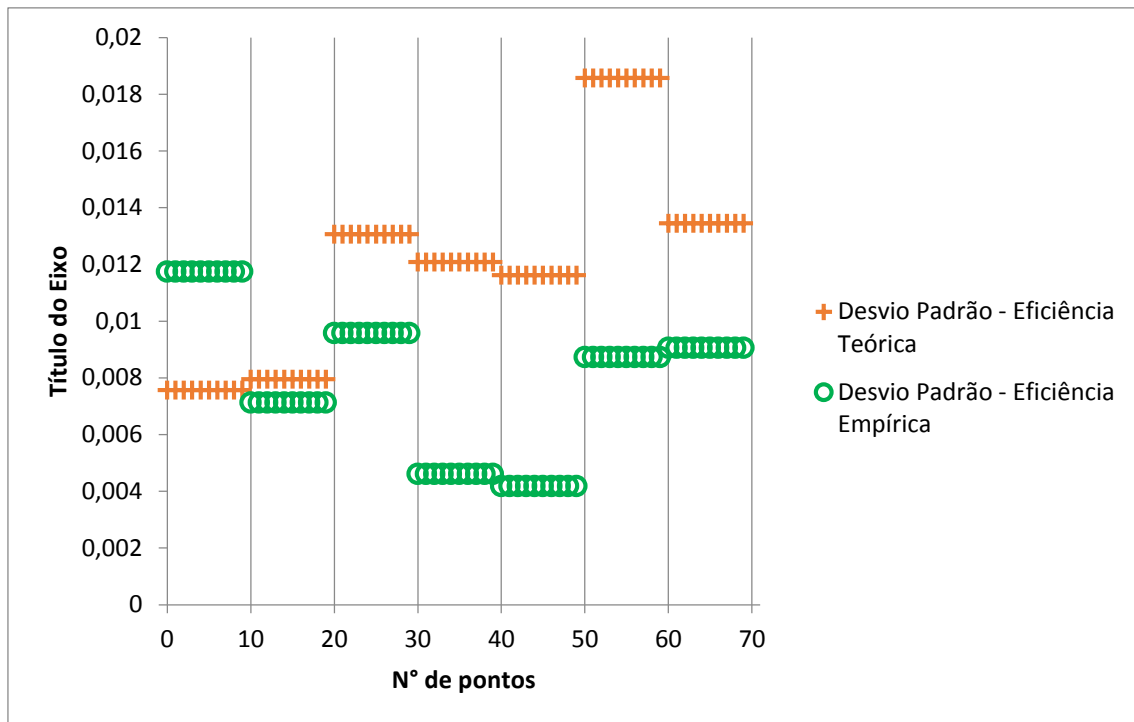


Figura 21. Desvio Padrão para cada grupo de dados de Eficiência Teórica e Empírica.

Isto pode ser interpretado como uma boa tradução do que foi apresentado pelos dados de entrada de cada modelo para cada grupo de dados estudados. Os dados de entrada para o modelo teórico, em especial os dados das pressões na sucção e descarga, mostraram-se mais sensíveis à perturbação causada pelo acionamento da válvula do sistema anti-surge. Enquanto que os dados de entrada para o modelo empírico, em especial vazão volumétrica, pouco respondeu a perturbação na região interna do Grupo B, reagindo mais significativamente nos pontos dos Grupos A e B, porém ainda sim em menor escala que os dados de pressão e temperatura.

Este resultado corrobora com a afirmação apresentada anteriormente, destacando a capital importância da qualidade dos dados para obtenção de uma estimativa confiável do desempenho do sistema de compressão. Percebe-se também que os resultados de eficiência obtidos através do modelo teórico apresentaram maior desvio em relação aos demais dados de um mesmo estado de operação em comparação aos resultados obtidos através do modelo empírico. Isto pode ser explicado como consequência do comportamento dos dados de entrada a cada modelo. Como os dados de vazão volumétrica e rotação da turbina, utilizados na obtenção da curva empírica,

apresentaram menor desvio em um dado estado de operação que as variáveis de temperatura e pressão, utilizados no modelo termodinâmico, era esperado que o resultado do modelo empírico fosse mais preciso que o modelo teórico, o que mostra mais uma vez a importância da qualidade dos dados na obtenção de uma estimativa confiável dos parâmetros de desempenho do compressor.

IV.3 - Reconciliação de Dados

Foi aplicada ao mesmo conjunto de dados apresentados no item anterior o tratamento estatístico de reconciliação de dados. Admitindo que os modelos teórico e empírico de obtenção dos parâmetros de desempenho são equivalentes, os desvios observados podem ser atribuídos a erros de medida nos dados de entrada permitindo a utilização do desvio entre as medidas de eficiência do referidos modelos como função a ser minimizada no procedimento de reconciliação de dados. Essa suposição se suporta nos resultados obtidos observando o comportamento de um amplo histórico de dados do mesmo sistema de compressão aplicado ao modelo do compressor utilizado neste trabalho, onde foi possível observar compatibilidade dos resultados obtidos através de ambos os métodos quando comparados.

Os resultados obtidos para pressão e temperatura de sucção, pressão e temperatura de descarga, vazão volumétrica e rotação da turbina acionadora do compressor podem ser observados em Figura 22 a Figura 27.

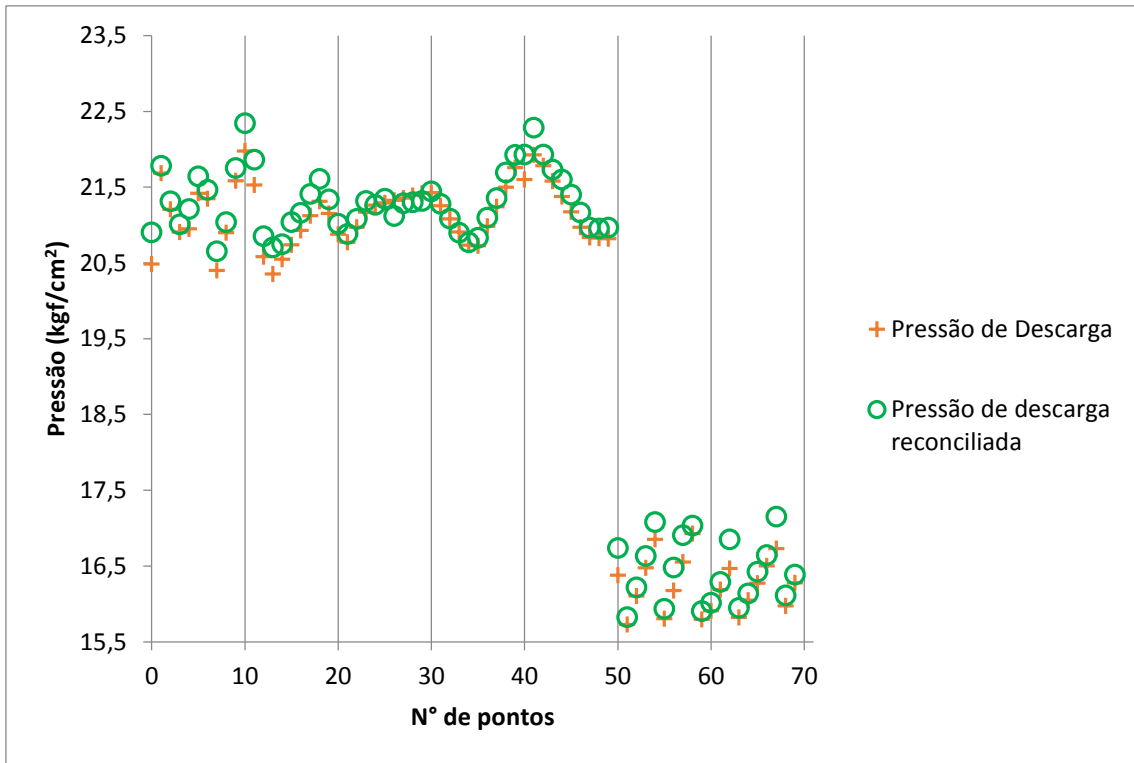


Figura 22. Pressões de descarga original e tratada.

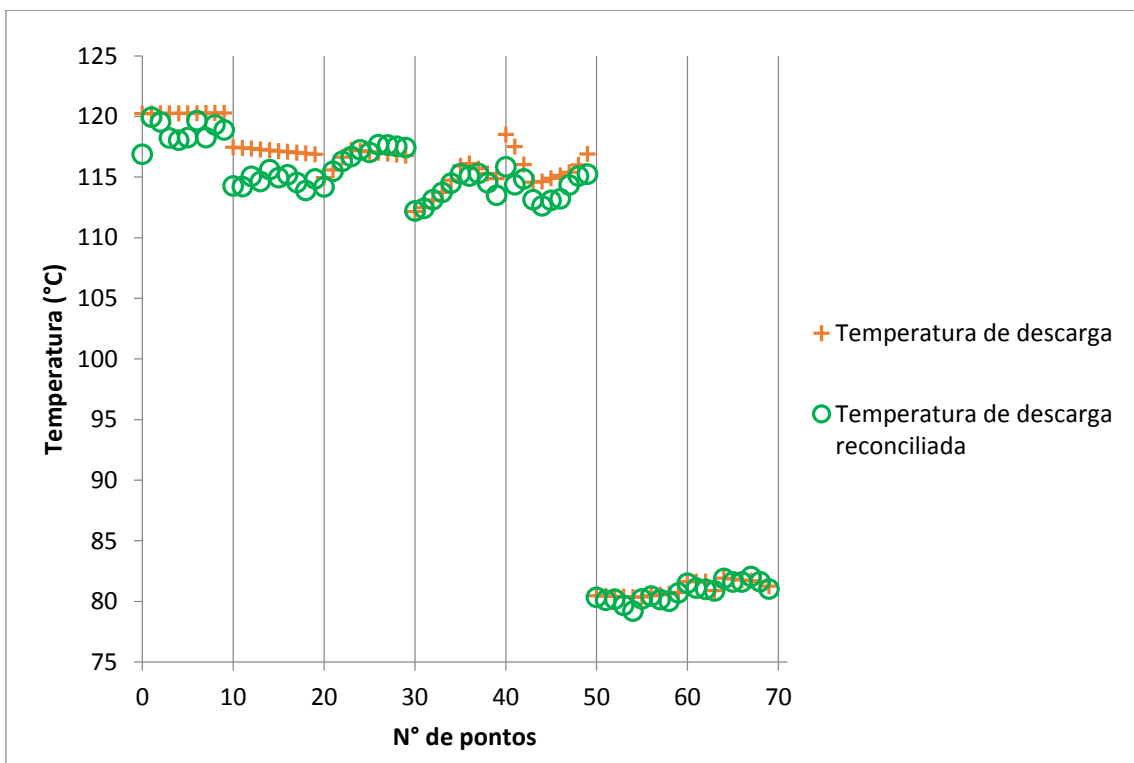


Figura 23. Temperaturas de descarga original e tratada.

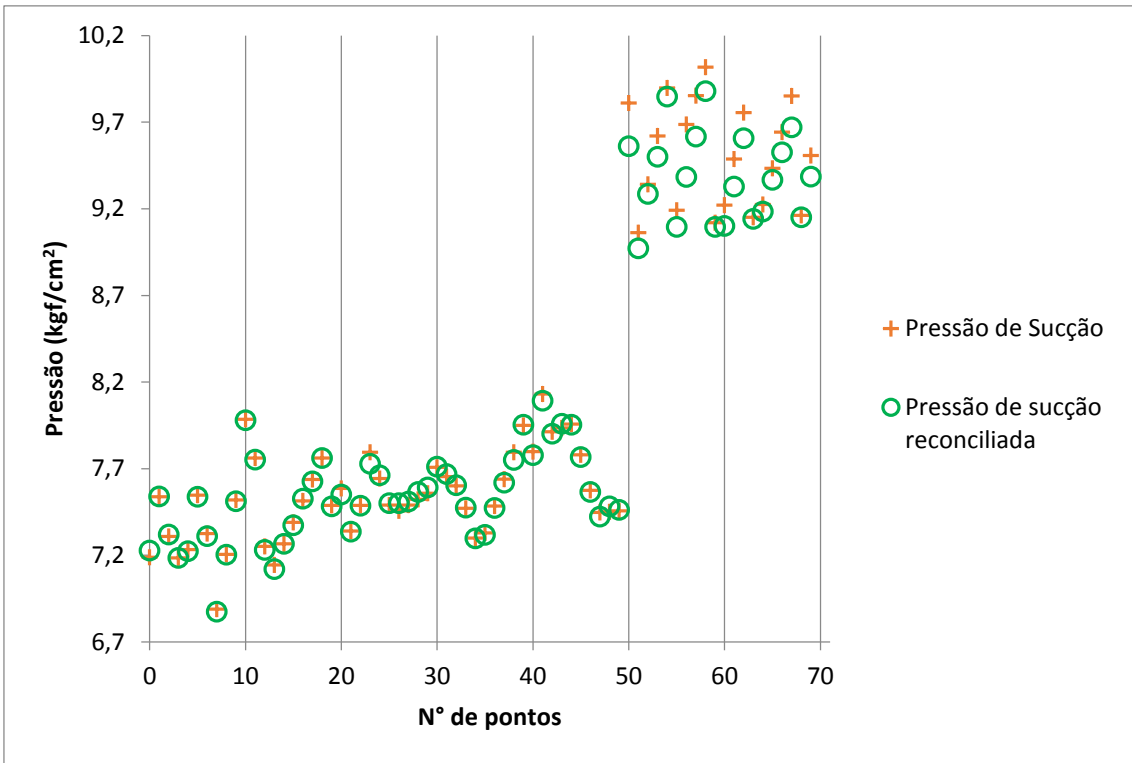


Figura 24. Pressões de sucção original e tratada.

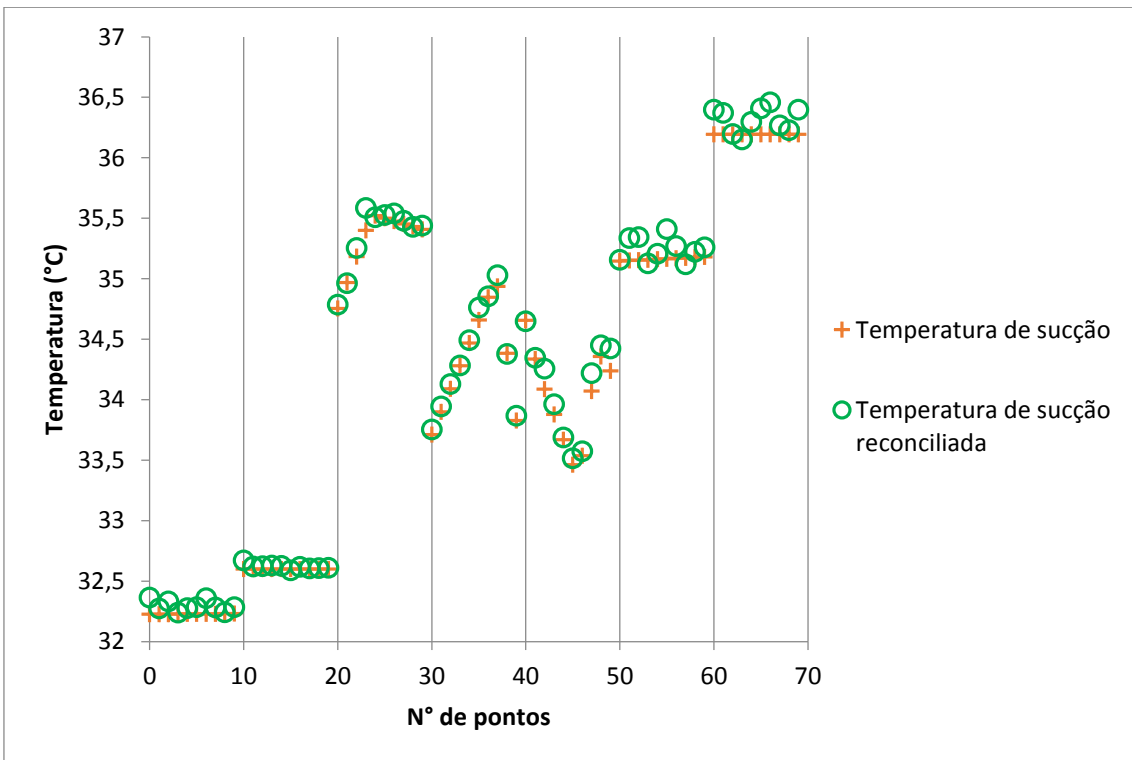


Figura 25. Temperaturas de sucção original e tratada.

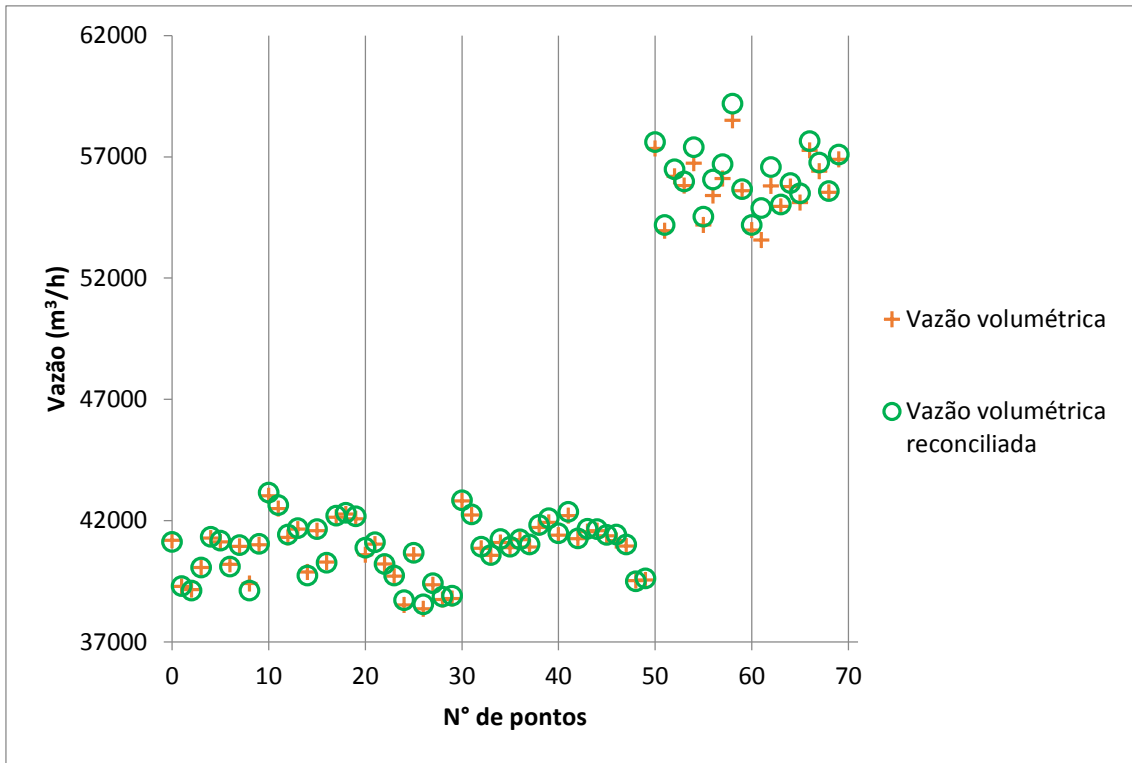


Figura 26. Vazões volumétricas original e tratada.

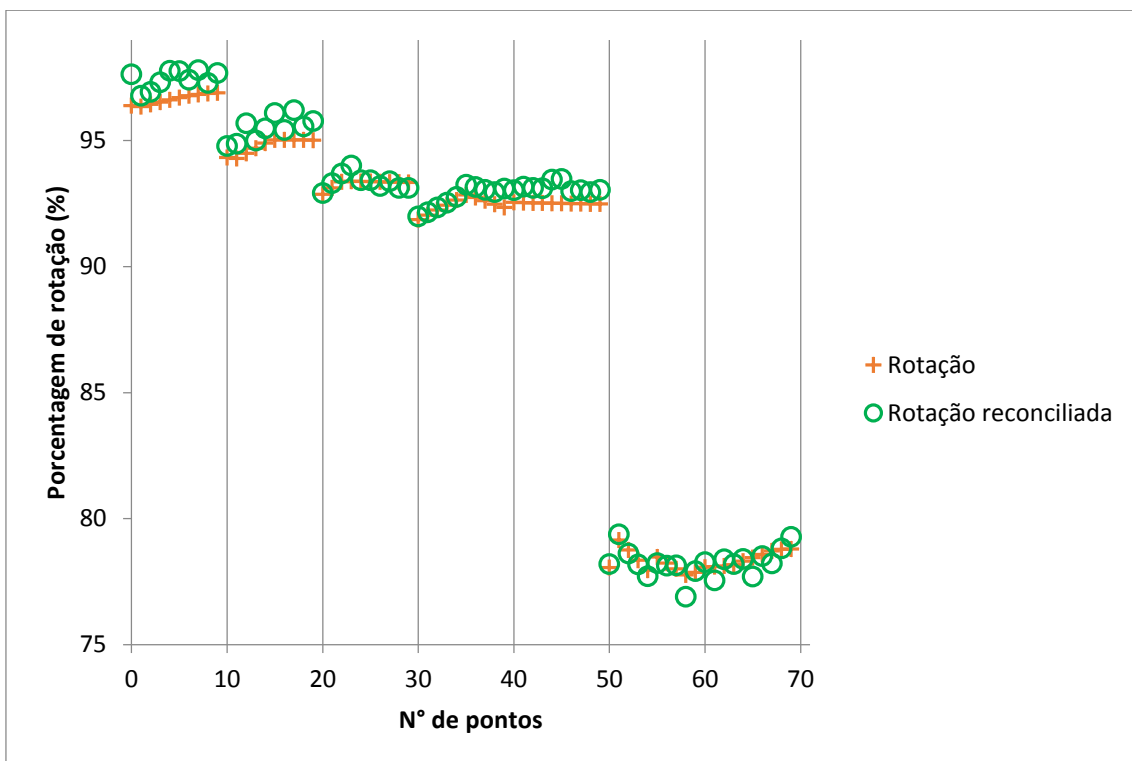


Figura 27. Rotações da turbina original e tratada.

Como esperado, os maiores desvios corrigidos para o modelo estão localizados nas regiões de maior desvio padrão dos dados medidos em cada ponto de operação

(Grupo A e C) sinalizado a amplificação dos desvios de medida. No entanto, como raramente as variações nas medidas observadas das variáveis de entrada excedem em 2% do valor original, estas oscilações não configuram falhas dos equipamentos de medição ou do processo, mas podem ser interpretadas como flutuações naturais do processo. O efeito do tratamento dos dados de entrada através da técnica de reconciliação de dados sobre o parâmetro de desempenho, calculado pelo modelo teórico, pode ser observado na Figura 28.

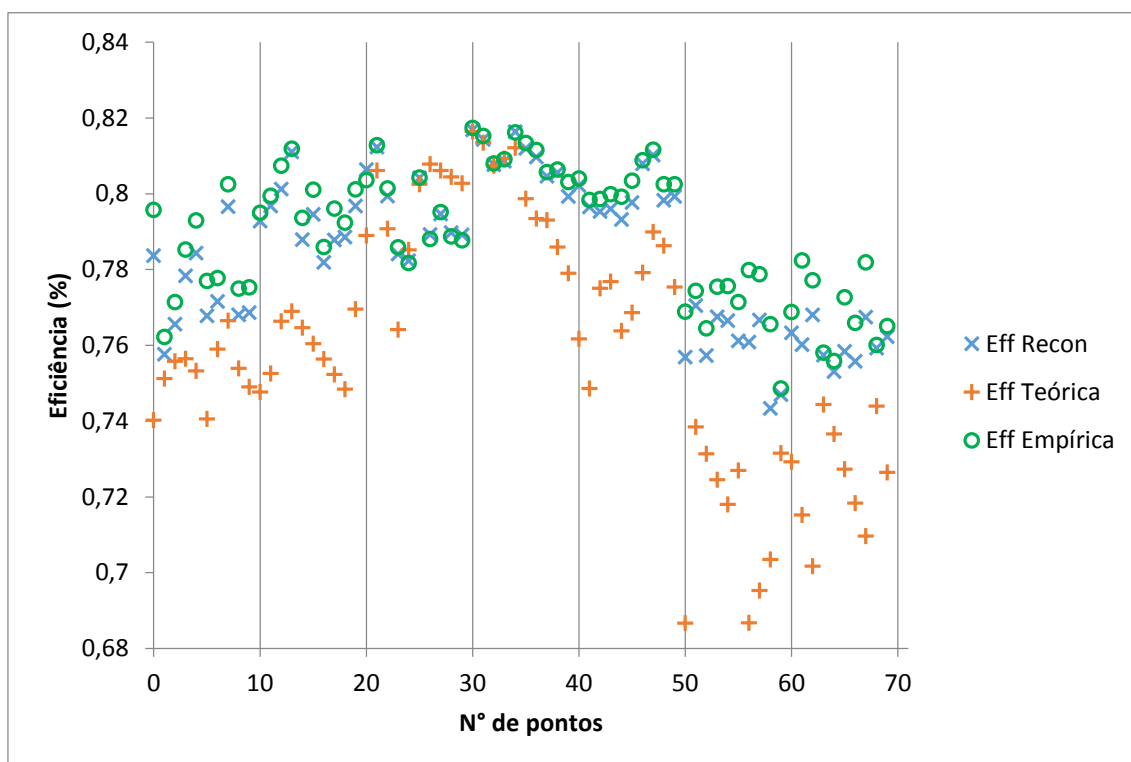


Figura 28. Parâmetros inferidos para cada conjunto de dados.

Como é possível concluir a partir da Figura 28, os valores de eficiência obtidos em cada método utilizado absorveu as oscilações observadas nas variáveis de entrada, conforme comentado anteriormente. O comportamento dos desvios dos dados em cada grupo observado é ilustrado na Figura 29.

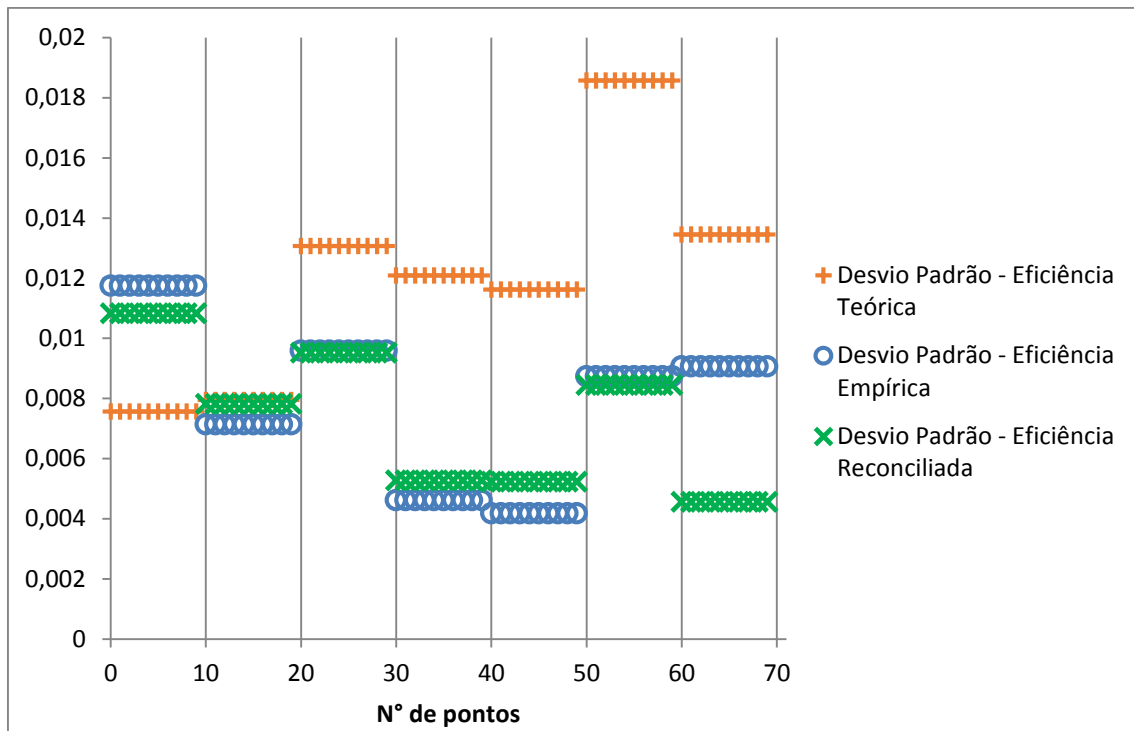


Figura 29. Desvio Padrão para cada grupo de dados de Eficiência Teórica, Empírica e Reconciliada.

A partir da Figura 29, pode-se inferir que a curva de eficiência reconciliada apresentou menor desvio padrão em relação aos dados em cada grupo, oscilando em média 2%, observando a menor e maior medida em um mesmo ponto de operação observado (em especial nos dados do Grupo C), em relação àquelas obtidas a partir dos dados brutos que oscilavam de em média 4% a 6% na mesma base de comparação.

O desvio relativo imposto a cada variável reconciliada em relação ao seu estado bruto pode ser observado na Figura 30 a Figura 35.

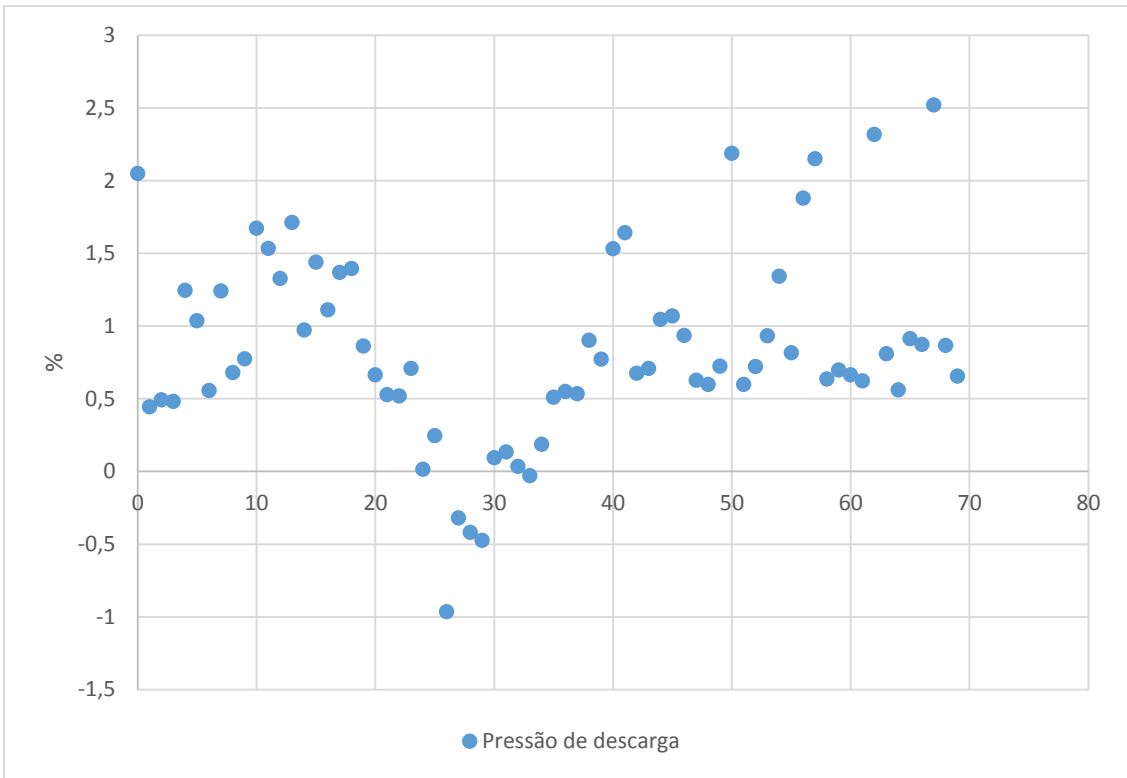


Figura 30. Desvio relativo de pressão de descarga.

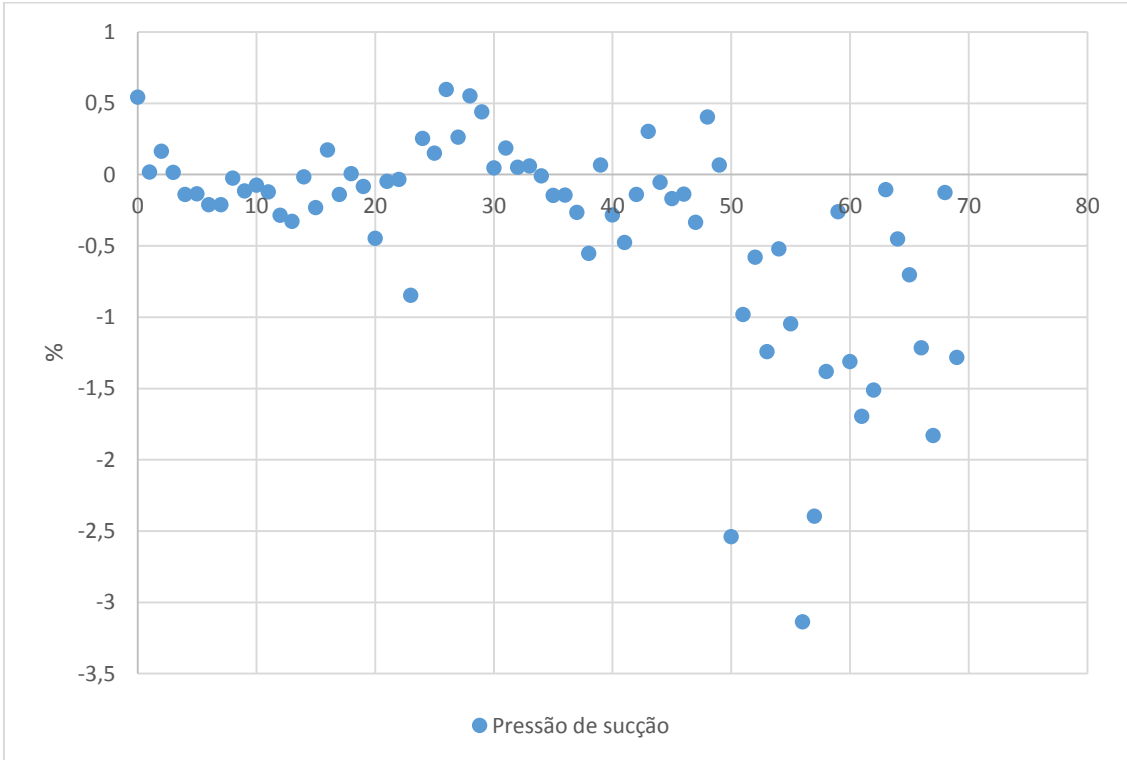


Figura 31. Desvio relativo de pressão de sucção.

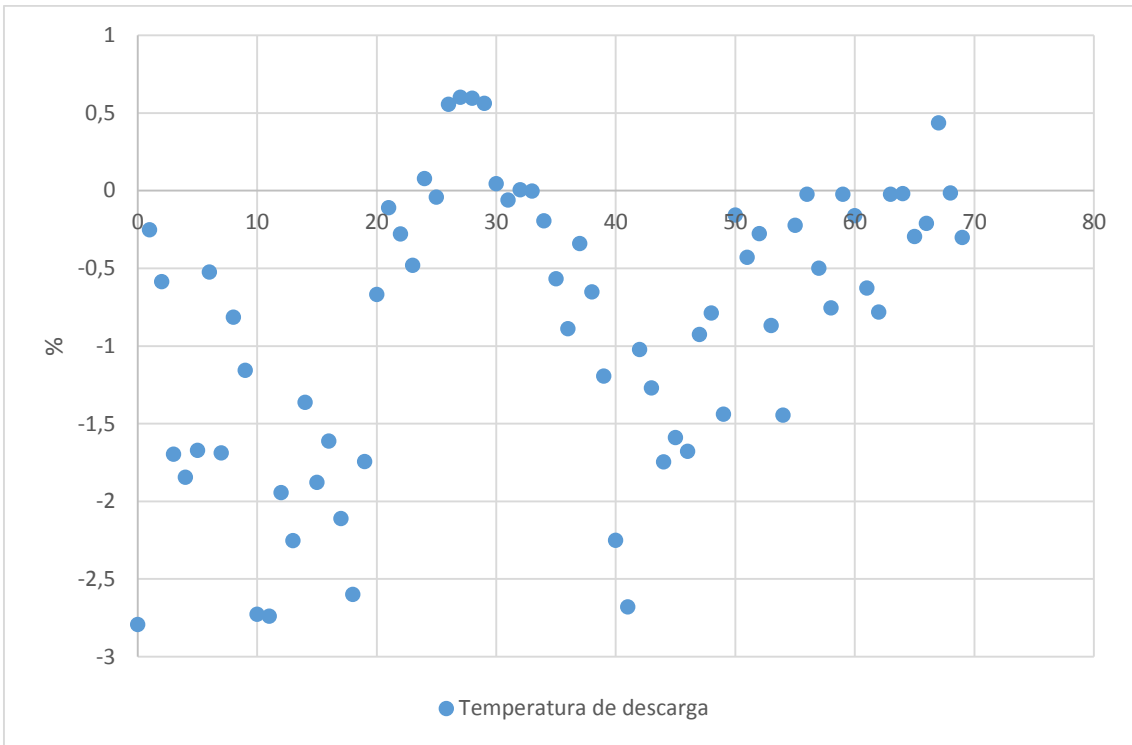


Figura 32. Desvio relativo de temperatura de descarga.

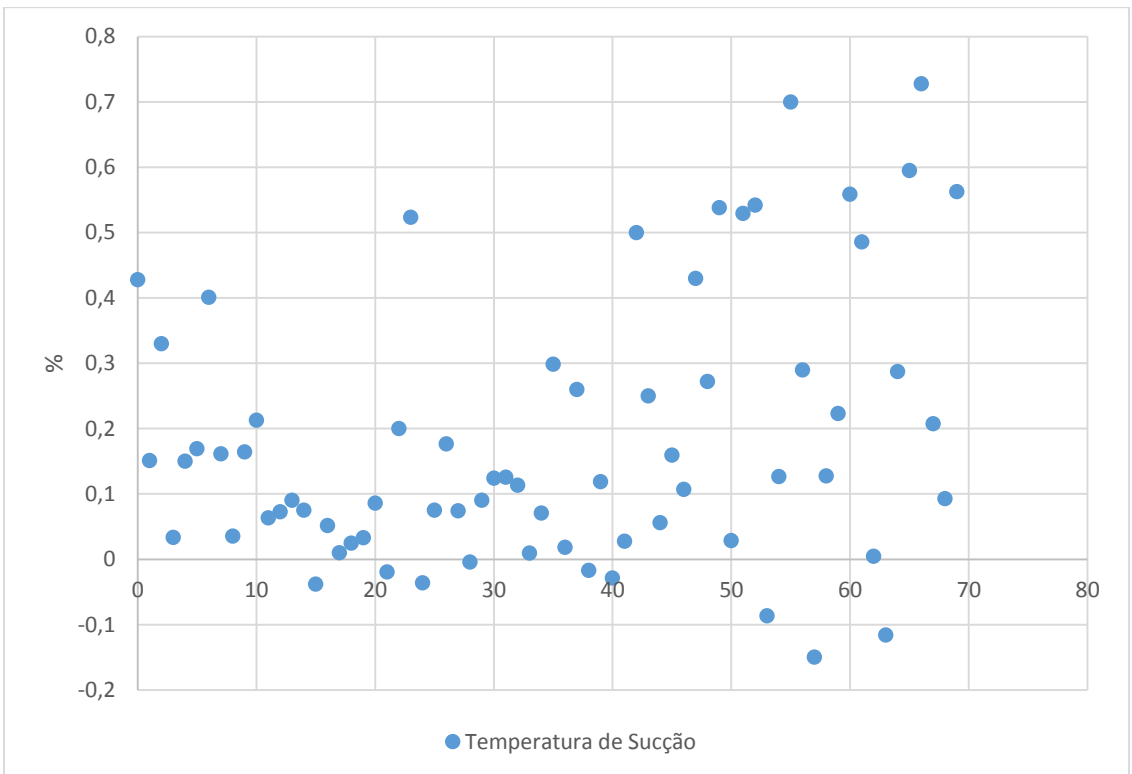


Figura 33. Desvio relativo de temperatura de sucção.

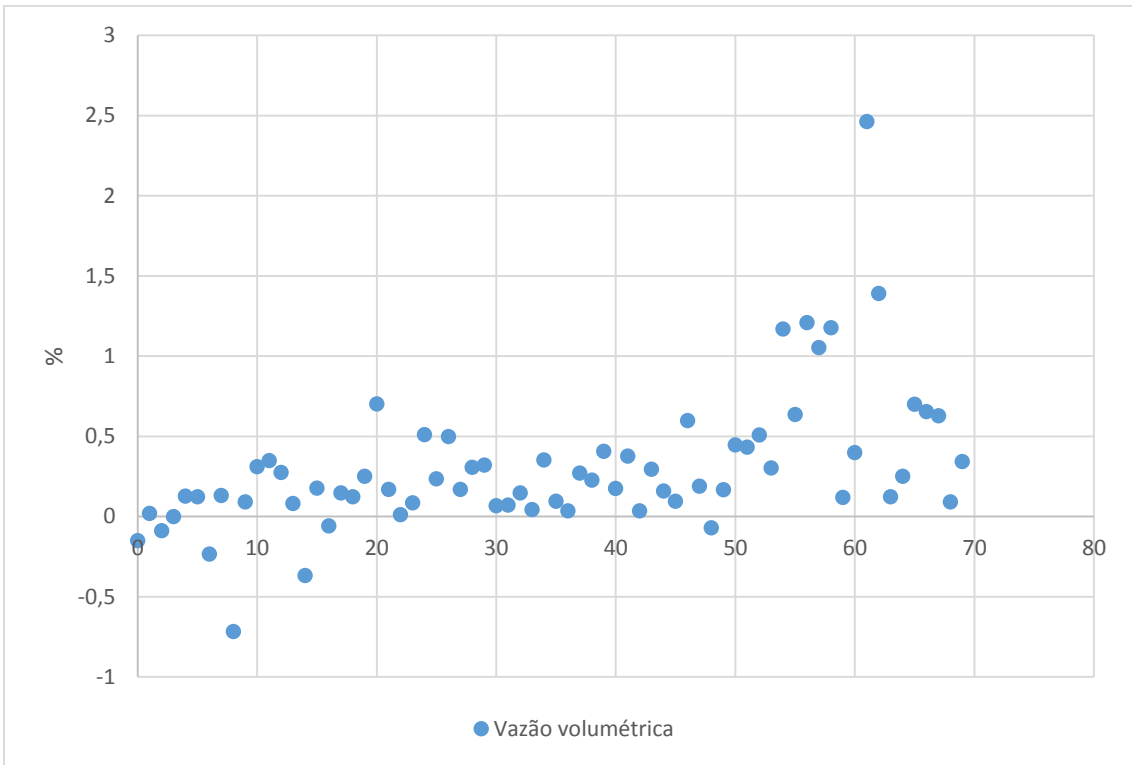


Figura 34. Desvio relativo na vazão volumétrica.

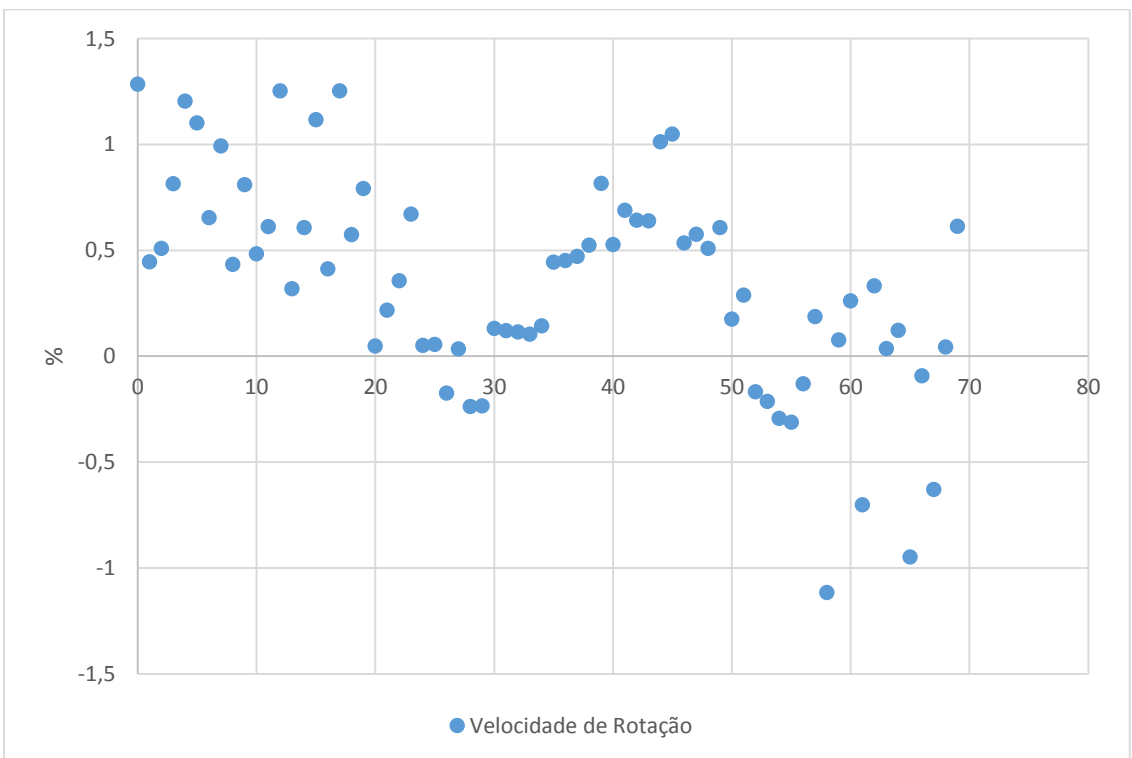


Figura 35. Desvio relativo na velocidade de rotação.

A partir destes resultados, observa-se que as variáveis mais sensíveis ao ajuste pelo procedimento de reconciliação de dados foram pressão e temperatura de descarga. Pressão de sucção e vazão volumétrica sofreram correções mais significativas particularmente nos dados do Grupo C. Também percebe-se que houve um ajuste mais significativo nas variáveis relacionadas ao cálculo da eficiência teórica (pressões e temperaturas), em comparação com as demais medidas, o que justifica o fato dos valores reconciliados de eficiência estarem mais próximos e ter comportamento mais similar aos valores inferidos pelo modelo empírico.

Como resultado desta abordagem, podem-se verificar, diretamente na variável de saída, os ganhos obtidos com o refinamento dos dados de entrada através da técnica de reconciliação de dados, resultando em uma resposta mais precisa e confiável do processo. Além disso, como mostrado no decorrer desta seção, a relativa facilidade em rastrear as causas de alterações do comportamento tanto das variáveis de entrada quanto das variáveis de saída e a possibilidade de quantificar os desvios dos dados medidos, em relação ao previsto pelo modelo do processo, bem como as medidas que necessitaram de maior grau de correção, posicionam a abordagem proposta neste trabalho como valiosa ferramenta de auxílio na identificação e diagnóstico de falhas em grandes máquinas, contribuindo como uma ferramenta de análise complementar para a realização da manutenção preditiva das turbo-máquinas.

V - Conclusões

Neste trabalho, realizou-se uma pesquisa bibliográfica abordando os temas análise de desempenho de turbo máquinas, em específico um sistema de compressão, reconciliação de dados, monitoramento e manutenção preditiva. Foram apresentadas as principais linhas de pesquisa nestas áreas bem como um histórico do desenvolvimento destas técnicas, mostrando as diferentes abordagens de classificação dessas linhas de pesquisa.

Foi utilizada uma metodologia para detecção de falhas envolvendo inferência do desempenho a partir de modelos fenomenológicos e reconciliação de dados. Foram feitos testes *off-line*, utilizando medidas selecionadas a partir de um histórico de dados de operação coletados do *software* PI (*Plant Information*), da metodologia.

Como resultados, verificou-se que os valores das medidas são coerentes e estão próximos aos previstos pelo modelo, o que indica bom funcionamento dos instrumentos de medição do estágio de compressão estudado. Também se verificou que a metodologia proposta neste trabalho apresenta relevante potencial para aplicação não só na obtenção de dados medidos mais confiáveis, mas também na detecção e diagnóstico de falhas de sensores e outros dispositivos de medição, contribuindo como uma ferramenta de análise e monitoramento para a realização da manutenção preditiva de turbo máquinas.

VI – Trabalhos Futuros

Com o intuito de orientar trabalhos futuros, recomenda-se a implementação da metodologia utilizada em tempo real. Em se considerando a dinâmica significativamente rápida, em comparação ao intervalo de tempo de amostragem da planta, o problema pode ser aproximado para o estado estacionário com boa precisão. No entanto, o tempo de convergência utilizando o otimizador Complex ainda é relativamente alto para uma implementação “on-line” (de 50 a 200s). Recomenda-se a substituição do método de otimização utilizado por outro com menor tempo de iteração (o próprio ambiente de simulação EMSO disponibiliza outras opções de otimizadores que possam ser mais adequados a esta aplicação, como o IPOPT, por exemplo) ou aumentar o intervalo de tempo de amostragem.

Referências

- ALMASY, G., & SZTANO, T. (1975). Checking and correction of measurements on the basis of linear system model. *Probl. Control Inf. Theory*, 57.
- BAGAJEWICZ, M. (2000). Review of Recent Design Procedures for water networks in Refineries and Process Plants. *Computers & Chemical Engineering*, v.24, pp. 2093 - 2113.
- BAGAJEWICZ, M. J. (2002). A Review of Techniques for Instrumentation Design and Upgrade in Process Plants. *The Canadian Journal of Chemical Engineering*, v. 80, pp. 3 - 16.
- BOTROS, K. (Janeiro de 1994). Transient Phenomena in Compressor Stations during Surge. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 116, pp. 133-142.
- BOX, M. (1965). A new method of constrained optimization and a comparison with other methods. *The Computer Journal*, pp. 42 - 52.
- BUSSANI, G. (1995). Application of data reconciliation and optimization procedure to hydrogen plant. *Computers & Chemical Engineering*, v.19, pp. S299-S304.
- CAMPOS, M. C., & TEIXEIRA, H. C. (2006). *Controles típicos de equipamentos e processos industriais*. São Paulo: Edgard Blüncher.
- CARNERO. (2002). Selection of diagnostic techniques and instrumentation in a predictive maintain. *Decision Support Systems* 38 (2005) 539– 555.
- CHEN, J., & ROMAGNOLI, J. (1998). Strategy for Simultaneous Dynamic Data Reconciliation and Outlier Detection. *Computers & Chemical Engineering*, v. 22, pp. 559 - 562.
- CHRISTIANSEN, L. J., BRUNICHE-OLSEN, N., CARTENSEN, J. M., & SCHOEREDER, M. (1997). Performance Evaluation of Catalytic Process. *Computers & Chemical Engineering*, v.21, pp. S1179-S1184.
- CROWE, C. M. (1986). Reconciliation of Process Flow Rates by Matrix Projection. Part II: The Nonlinear Case. *Information Sciences*, v. 137, pp. 616 - 623.
- CROWE, C. M. (1988). Recursive Identification of Gross Errors in Linear Data Reconciliation. *AIChE Journal*, v. 34, pp. 541 - 550.
- CROWE, C. M. (1989). Observability and Redundancy of Process Data for Steady State Reconciliation. *Chemical Engineering Science*, v. 44, pp. 2909 - 2917.

- CROWE, C. M., GARCIA CAMPOS, Y., & HRYMAK, A. (1983). "Reconciliation of Process Flow Rates by Matrix Projection. Part I: Linear Case. *AIChE Journal*, v. 29, pp. 881 - 888.
- DEMPF, D., & LIST, T. (1998). On-line Data Reconciliation in Chemical Plant. *Computers & Chemical Engineering*, v.23, pp. S1023-S1025.
- EBRAHIMPOUR, V., & SUZUKI, K. (2006). A synergetic approach for assessing and improving equipment performance in offshore industry based on dependability. *Reliability Engineering and System Safety*(91), pp. 10-19.
- EDGAR, T., HIMMELBLAU, D., & LADSON, N. (2001). *Optimization of Chemical Process 2 Ed.* New York: McGraw-Hill.
- EDWARDS, D. J., HOLT, G. D., & HARRIS, F. (1998). Predictive maintenance techniques and their relevance to construction plant. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, 4(1), 25-37.
- ERIKSSON, K. (2010). Control System and Condition Monitoring for a Subsea Gas Compressor Unit. *Proceeding of the STU international conference* (pp. 39-50). Newcastle: STU Publications.
- FILLON, M., MEYER, M., PINGAUD, H., & JOULIA, X. (1995). Data Reconciliation Based on Elemental Balances Applied to Batch Experiments. *Computers & Chemical Engineering*, v. 19, pp. S293 - S298.
- FINK, D., CUMPSTY, N., & GREITZER, E. (1992). Surge dynamics in a free-spool centrifugal compressor system. *ASME Journal Turbomachinery*(114), pp. 321-332.
- GPSA. (2004). *Engineering Data Book, 12thEd.* Oklahoma: Gas Processors Suppliers Association.
- GRAVDAHL, J. T., & EGELAND, O. (1997). A Moore Greitzer axial compressor model with spool dynamics. *Proceedings of the 36th IEEE Conference on Decision and Control* (pp. 4714-4719). IEE.
- GREITZER, E. (1976). Surge and Rotation Stall in Axial Flow Compressors. Part I: Theoretical Compression System Model. *Transactions of the ASME*, pp. 190-198.
- HANSEN, K., JORGESSEN, P., & LARSEN, P. (1981). Experimental and theoretical study of surge in a small centrifugal compressor. *ASME Journal Fluids Engineering*(103), pp. 391-395.
- HENG, A., ZHANG, S., TAN, A., & MATHEW, J. (2009). Rotating machinery prognostics: state of art, challenges and opportunities. *Mechanical Systems and Signal Processing*, pp. 724-739.

- HIMMELBLAU, D. M. (1978). *Fault Detection and Diagnosis in Chemical and Petrochemical Processes*. Amsterdam: Elsevier Press.
- HLAVÁČEK, V. (1977). Analysis of a Complex plant-Steady state and transient Behavior. *Computers & Chemical Engineering*, v.1, pp. 75 - 80.
- ISLAM, K. A. (1994). Non-linear data reconciliation for an industrial pyrolysis reactor. *Computers & Chemical Engineering*, v.18, pp. S217-S221.
- JARDINE, A., LIN, D., & BANJEVIC, D. (2006). A review on machinery diagnostics and prognostics implementig condition-based maintenance. *Mechanichal Systems and Signal Processing*(20), 1483-1510.
- KACPRZYNSKI, G., GUMINA, M., ROEMER, M., & CAGUIAT, D. (2001). A prognostic modeling approach for predicting recurring maintenance for shipboard propulsion systems. *Proceeding of ASME Turbo Expo*. New Orleans.
- KRETISOVALIS, A., & MAH, R. S. (1987). Effect of Redundancy on Estimation Accuracy in Process Data Reconciliation. *Chemical Engineering Science*, v.42, pp. 2115 - 2121.
- KRETISOVALIS, A., & MAH, R. S. (1988). Observability and Redundancy Classification in Generalized Process Networks- I. Theorems. *Computers & Chemical Engineering*, v.12, pp. 671 - 687.
- KUHEN, D. R., & DAVIDSON, H. (1961). Computer Control. II. Mathematics of Control. *Chemical Engineering Progress* v. 57, pp. 44 - 47.
- LIEBMAN, M., & EDGAR, T. (1988). Data reconciliation for Nonlinear Processes. *AIChE Annual Meeting*. Washigton DC.
- LIEBMAN, M., EDGAR, T., & LASDON, L. (1992). Efficient data reconciliation and estimation for dynamic process using nonlinear programming techniques. *Computers and Chemical Engineering* 16, 963-986.
- MACDOUGAL, I., & ELDER, R. (1983). Simulation of centrifugal compressor transient performance for process plant applications. *ASME Journal Engineering for Power*(105), pp. 885-890.
- MADRON, F., VEVERKA, V., & VANECEK, V. (1977). Statistical Analysis of Material Balance of a Chemical Reactor. *AIChE Journal*, v. 23, 482 - 486.
- MAH, R. H., & TAMHANE, A. C. (1982). Detection of Gross Errors in Process Data. *AIChE Journal*, v. 28, 828 - 830.
- MAH, R., STANLEY, G., & DOWNING, D. (1976). Reconciliation And Retifcation Of Process Flow And Inventory Data. *Industrial Eninnering and Chemical Process Design Development*, v. 15, pp. 175 - 183.

- MARQUES, J. A. (2006). Reconciliação de Dados na Identificação e Caracterização de Balanços Hídricos em Plantas Industriais. Rio de Janeiro: Dissertação de Mestrado, COPPE/UFRJ.
- MCBRAYER, K., & EDGAR, T. (1995). Bias Detection And Estimation In Dynamic Data Reconciliation. *Journal of Process Control* v.5, pp. 285 - 289.
- MEYER, M., KOEHRET, B., & ENJALBERT, M. (1993). Data reconciliation on multicomponent network process. *Computers and Chemical Engineering* 17, pp. 807 - 817.
- MIYOSHI, S., ZYNGIER, D., SOUZA Jr., M. B., SECCHI, A. R., TEIXEIRA, A. F., CAMPOS, M. C., & LIMA, E. L. (1 de Junho de 2012). Hybrid Monitoring of Offshore Compression Systems. *Proceedings of the 2012 IFAC Workshop on Automatic*, 245 - 250. Trondheim, Norway.
- MOBLEY, R. K. (2002). *An introduction to predictive maintenance* (2nd Edition ed.). Woburn: Elsevier.
- NARASIMHAN, S., & JORDACHE, C. (2000). Data Reconciliation and Gross Error Detection. *Gulf Publishing*. Houston, Texas.
- NARASIMHAN, S., & MAH, R. (1987). Generalized Likelihood Ratio Method for Gross Error Detection. *AIChE Journal*, v. 33, 1514 - 1521.
- NATARAJAN, S., & SRINIVASAN, R. (2010). Multi-model based process condition monitoring of offshore oil and gas production process. *Chemical Engineering Research and Design*, 88(5-6), 572-591.
- NELDER, J., & MEAD, R. (1965). A simplex method for function minimization. *Computer Journal*, 7, pp. 308–313.
- OLIVEIRA JÚNIOR, A. M. (2006). *Estimação de parâmetros em modelos de processo usando dados industriais e técnica de reconciliação de dados*. Rio de Janeiro: COPPE/UFRJ.
- PENG, Y., DONG, M., & ZUO, M. J. (2010). Current status of machine prognostics in condition-based maintenance: a review. (50), 297-313.
- PLACIDO, J., & LOUREIRO, L. (1998). Industrial Application of Data Reconciliation. *Computers & Chemical Engineering*, v. 22, pp. S1035-S1038.
- PRATA, D. M. (2009). *Reconciliação robusta de dados para monitoramento em tempo real*. Rio de Janeiro: COPPE/UFRJ.
- RAMAMURTHI, Y., SISTU, P. B., & BEQUETTE, P. W. (1993). Control-Relevant Dynamic Data Reconciliation and Parameter Estimation. *Computers & Chemical Engineering* v.17, pp. 41 - 59.
- RAO, B. K. (1996). *Handbook of condition monitoring*. Oxford: Elsevier.

- RIPPS, D. L. (1965). Adjustment of Experimental Data. *Process Control and Applied Mathematics*, v. 61, 8 -13.
- ROLLINS, D., & DAVIS, J. (1992). Unbiased estimation of gross errors in process measurements. *AIChE Journal*, 563 - 572.
- ROMAGNOLI, J. A., & SÁNCHEZ, M. C. (s.d.). *Data Processing and Reconciliation - Chemical Process Operations*. AP.
- ROMAGNOLI, J., & STEPHANOPOULOS, G. (1980). On the Rectification of Measurement Errors for Complex Chemical Plants – Steady state Analysis. *Chemical Engineering Science*, v. 35, pp. 1067 - 1081.
- ROTEM, Y., WACHS, A., & LEWIN, D. (2000). Ethylene Compressor Monitoring Using Model-Based PCA. *AIChE Journal*, XXXXVI(9), pp. 1825-1836.
- SANCHEZ, M., & ROMAGNOLI, J. (1996). Use of orthogonal transformations in data classification—reconciliation. *Computers and Chemical Engineering* 20, pp. 483 - 493.
- SANCHEZ, M., & ROMAGNOLI, J. J. (1999). Simultaneous Estimation of Biases and Leaks in Process Plants. *Computers & Chemical Engineering* v.23, pp. S499 - S506.
- SANCHEZ, M., BANDONI, A., & ROMAGNOLI, J. (1992). PLADAT: A Package for Process Variable Classification and Plant Data Reconciliation. *Computers & Chemical Engineering*, v. 16, pp. 5499 - 5506.
- SECCHI, A., & BISCAIA Jr., E. (2009). *COQ-897 - Otimização de Processos*. Fonte: PEQ - COPPE/UFRJ:
<http://www2.peq.coppe.ufrj.br/Pessoal/Professores/Arge/Otimiza.pdf>
- SHEWHART, W. A. (1931). *Economic control of quality of manufactured product* (1st Edition ed.). New York: D.Van Nostrand Company.
- SOARES, R., & SECCHI, A. (2003). A new environment for modelling, simulation and optimization. *Computer Aided Chemical Engineering Volume 14*, pp. 947-952.
- SODERSTROM, T. A., EDGARD, T. F., RUSSO, L. P., & YOUNG, R. E. (2000). Industrial Application of a Large-Scale Dynamic Data reconciliation Estrategy. *Industrial Engineering and Chemistry Research*, v. 39, pp. 1683 - 1693.
- STANLEY, G., & MAH, R. (1981a). Observability and Redundancy Classification in Process Network. *Chemical Engineering Science*, 259 - 272.
- STANLEY, G., & MAH, R. S. (1977). Estimation of Flows and temperatures in process networks. *AIChE Journal* v.23, pp. 642 - 650.
- STANLEY, G., & MAH, R. S. (1981b). Observability and Redundancy in Process Data Estimation. *Chemical Engineering Science*, v. 36, pp. 259 - 272.

- SUNDE, S., & BERG, O. (2003). Data Reconciliation and fault Detection by Means of Plant Wide Mass and Energy Balances. *Progress in Nuclear Energy v. 43*, pp. 97-104.
- VACHHANI, P., RENGASWAMY, R., & VENKATASUBRAMANIAN, V. (2001). A Framework for Integrating Diagnostic Knowledge with Nonlinear Optimization for Data Reconciliation and Parameter Estimation in Dynamic Systems. *Chemical Engineering Science v.56*, pp. 2133 - 2148.
- VACLAVECK, V., & VOSOLSOBE, J. (1975). The Design and Erection of Chemical Plants. Karlovy Vary, Czechoslovakia.
- VÁCLAVEK, V. (1969). Studies on System Engineering – III optimal Choice of The Balance Measurements in Complicated Chemical Engineering Systems. *Chemical Engineering Science, v. 24*, pp. 947 - 955.
- VÁCLAVEK, V., & LOUCKA, M. (1976). Selection of Measurements necessary to Achieve Multicomponent Mass Balances in Chemical Plant. *Chemical Engineering Science, v.31*, pp. 1109 - 1205.
- VENKATASUBRAMANIAN, V., RENGASWAMY, R., YIN, K., & KAVURI, S. (2003a). A review of process fault detection and diagnosis. Part I: Quantitative model-based methods. *Computers & Chemical Engineering, 27*, pp. 293-311.
- VENKATASUBRAMANIAN, V., RENGASWAMY, R., & KAVURI, S. (March de 2003b). A review of process fault detection and diagnosis. Part II: Qualitative models and search strategies. *Computers and Chemical Engineering, 27(3)*, 313-326.
- VENKATASUBRAMANIAN, V., *et al.* (2003c). A review of process fault detection and diagnosis. Part III: Process history based methods. *Computers & Chemical Engineering*, pp. 327-346.
- VEPA, R. (2010). Modelling and Quasilinear Control of Compressor Surge and Rotating Stall Vibrations. *Mathematical Problems in Engineering, 2010*, 21.
- WACHS, A., & LEWIN, D. (1998). Process Monitoring using Model-based PCA. *Proc. IFAC Symp. on Dynamics and Control of Process Systems.*, (p. 86).
- YIP, W., & MARLIN, T. (2002). Multiple data sets for model updating in real-time operations optimization. *Computers & Chemical Engineering, v. 26*, pp. 1345 - 1362.