
**MONITORAMENTO E DIAGNÓSTICO
OPERACIONAL DE UMA UNIDADE DE
HIDROTRATAMENTO USANDO ANÁLISE DE
COMPONENTES PRINCIPAIS**



Projeto Final de Curso apresentado ao
Corpo Docente da Escola de Química da
UFRJ pelos alunos: Cristiane Altomari
Teixeira, Marcus Vinicius Augusto da
Silva e Thiago Sousa de Oliveira.

ORIENTAÇÃO: PROF. MAURÍCIO BEZERRA DE SOUZA JR., D.Sc

**ESCOLA DE QUÍMICA
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO
2008**

**MONITORAMENTO E DIAGNÓSTICO
OPERACIONAL DE UMA UNIDADE DE
HIDROTRATAMENTO USANDO
ANÁLISE DE COMPONENTES
PRINCIPAIS**

Cristiane Altomari Teixeira

Marcus Vinicius Augusto da Silva

Thiago Sousa de Oliveira

Projeto de Final de Curso

Orientador

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

Novembro de 2008

MONITORAMENTO E DIAGNÓSTICO OPERACIONAL DE UMA UNIDADE DE HIDROTRATAMENTO USANDO ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS

Cristiane Altomari Teixeira

Marcus Vinicius Augusto da Silva

Thiago Sousa de Oliveira

Projeto de Final de Curso submetido ao Corpo Docente da Escola de Química, como parte dos requisitos necessários à obtenção do grau de **Engenheiro Químico**

Aprovado por:

Amaro Gomes Barreto Júnior, D.Sc.

Luiz Augusto da Cruz Meleiro, D.Sc.

Raquel Machado Castro, Eng.

Orientado por:

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

Rio de Janeiro, RJ - Brasil

Novembro de 2008

Ficha Catalográfica

Teixeira, Cristiane Altomari.

Silva, Marcus Vinicius Augusto da.

Oliveira, Thiago Sousa de.

**MONITORAMENTO E DIAGNÓSTICO OPERACIONAL DE UMA
UNIDADE DE HIDROTRATAMENTO USANDO ANÁLISE DE
COMPONENTES PRINCIPAIS**

xi, 39 p.; il.

(Monografia) – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Escola de
Química, 2008.

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

1. Detecção e diagnóstico de falhas. 2. Sistema de apoio a
operadores. 3. Refino de petróleo. 4. Monografia. (Graduação –
UFRJ/EQ). 5. Prof. Maurício Bezerra de Souza Jr., D.Sc.

DEDICATÓRIA

Dedicamos este trabalho em primeiro lugar a Deus, por nos ajudar em todos os momentos, à nossa família e aos nossos amigos sempre presentes em todos os momentos.

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar à Deus, que nos deu força, conhecimento, estrutura e oportunidades para estarmos onde estamos, pois sem ele nada disto seria possível.

A nossas famílias que nos deram apoio e todo suporte para que pudéssemos estudar sem que as responsabilidades domésticas e afins interferissem diretamente em nossas atividades.

Ao Professor Orientador D.Sc. Maurício Bezerra de Souza Jr. pela atenção e orientação prestada. Tal acompanhamento foi e será de grande validade para nossa vida profissional, pois aprendemos muito tanto como pessoas quanto como profissionais.

À PETROBRAS, que – através do projeto “DIASIST – Modelagem heurística para diagnóstico, automação e controle de equipamentos e sistemas” (Convênio FINEP 01.04.09.02.00) – disponibilizou os seus dados, com os quais pudemos trabalhar e desenvolver nosso trabalho de forma eficaz e clara, para que aprendêssemos a teoria do método e sua aplicação, além de verificar dificuldades citadas ao longo do trabalho.

À UFRJ que apesar de todas as dificuldades enfrentadas, consegue formar profissionais cientes de sua importância na sociedade e também, dá todo o apoio para que o aluno se desenvolva.

Resumo do Projeto de Final de Curso apresentado à Escola de Química como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Engenheiro Químico.

MONITORAMENTO E DIAGNÓSTICO OPERACIONAL DE UMA UNIDADE DE HIDROTRATAMENTO USANDO ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS

Cristiane Altomari Teixeira

Marcus Vinicius A. da Silva

Thiago Sousa de Oliveira

Novembro, 2008

Orientador Responsável: Prof. Maurício Bezerra de Souza Jr., D.Sc.

Nos dias de hoje, as indústrias são confrontadas com um cenário complexo e desafiante em que necessitam fabricar produtos com preços e qualidade competitivos, ao mesmo tempo em que estão sujeitas a regras de segurança e ambientais. Para atender a tais compromissos, ferramentas de controle automático de processos vêm sendo continuamente aprimoradas. Adicionalmente, tem-se buscado o monitoramento do maior número de variáveis possível. Porém, com o aumento do acompanhamento de variáveis, o operador não consegue focar a atenção em cada uma isoladamente, perdendo, com isso, o efeito que as mesmas possuem para a operacionalidade do processo. Para lidar com essa situação, existem ferramentas baseadas em estatística multivariada, as quais contribuem para a diminuição da quantidade de variáveis sem que haja a perda de informações significativas. Uma destas ferramentas é a Análise de Componentes Principais (ACP). O processo de hidrotreatamento (HDT) tem grande importância na remoção de contaminantes e possui diversas variáveis a serem acompanhadas, dificultando seu monitoramento efetivo. Este trabalho descreve o desenvolvimento de um classificador baseado em ACP para monitoramento e diagnóstico operacional do processo de HDT de Diesel da REDUC (Refinaria Duque de Caxias/PETROBRAS). Para tanto, dados de 14 variáveis de operação foram coletados (entre dezembro de 2004 e dezembro de 2006), tratados e analisados. Como resultado, a abordagem desenvolvida mostrou-se eficaz no diagnóstico de condições operacionais distintas (em termos de vazões de carga e de temperatura de entrada no primeiro reator da unidade), sendo ainda de fácil implementação em sistemas de apoio a operadores.

ABREVIATURAS

- ❖ **ACP** – Análise de Componentes Principais
- ❖ **ANP**- Agência Nacional do Petróleo
- ❖ **AR** - Resíduo atmosférico
- ❖ **CLPS** – Controladores Lógicos Programáveis
- ❖ **FCC** - Craqueamento Fluido Catalítico
- ❖ **FDD**-Fault Detection and Diagnostic
- ❖ **HDA**- Hidrodesaromatização
- ❖ **HDN**- Hidrodenitrificação
- ❖ **HDO**- Hidrodeoxigenação
- ❖ **HDS**- Hidrodessulfurização
- ❖ **HDT**- Hidrotratamento
- ❖ **CP** – Componente Principal
- ❖ **REDUC**- Refinaria de Duque de Caxias
- ❖ **SDCDs** – Sistemas Digitais de Controle Distribuído
- ❖ **VR**- Resíduo de Vácuo

SUMÁRIO

CAPÍTULO I.....	1
INTRODUÇÃO	1
I.1 MOTIVAÇÃO PARA O TRABALHO	1
I.2 - OBJETIVO E ESTRUTURA DO TRABALHO	3
CAPÍTULO II	5
FUNDAMENTOS.....	5
II.1 O PROCESSO DE HIDROTRATAMENTO DE DIESEL (HDT)	5
II.1.1 DIESEL	5
II.1.2 CARACTERÍSTICAS GERAIS DO PROCESSO DE HIDROTRATAMENTO	6
II.1.3 PROCESSO DE HIDROTRATAMENTO DE DIESEL DA REDUC	8
II.2 ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS (ACP).....	11
II.2.1- CARACTERÍSTICAS GERAIS DO MÉTODO ACP	11
II.2.2- INTERPRETAÇÃO MATEMÁTICA DO MÉTODO ACP	13
CAPÍTULO III.....	16
MATERIAIS E MÉTODOS.....	16
III. 1 – APRESENTAÇÃO DO SUB-SISTEMA ESTUDADO DA UNIDADE DE HDT.....	16
III. 2 – VARIÁVEIS DE PROCESSO UTILIZADAS NO TRABALHO	16
III. 3 – TRATAMENTO DOS DADOS	18
III. 4 – METODOLOGIA EMPREGADA	18
CAPÍTULO IV	20
RESULTADOS.....	20
IV.1 - PRÉ-TRATAMENTO DOS DADOS	20
IV.2 – GERAÇÃO DOS COMPONENTES PRINCIPAIS.....	21
IV. 3 – DIAGNÓSTICO E MONITORAMENTO	27
CAPÍTULO V.....	29
CONCLUSÃO E SUGESTÕES	29
CAPÍTULO VI	30
REFERÊNCIAS	30

SUMÁRIO DE TABELAS

Tabela 1 - Teor de enxofre do Óleo Diesel a partir de 1° de janeiro de 2009	6
Tabela 2 - Variáveis de operação utilizadas nesse processo	17

SUMÁRIO DE FIGURAS

Figura 1 - Unidade de Hidrotratamento de diesel da Reduc (Petrobras)	8
Figura 2 - Esquema simplificado de uma unidade de Hidrotratamento (SALVATORE, 2007)	9
Figura 3 - Seção de pré-aquecimento e seção de reação (SALVATORE, 2007).....	10
Figura 4 - Seção de Separação (SALVATORE, 2007).....	11
Figura 5 - Esquema simplificado da unidade de HDT (SALVATORE, 2007).....	17
Figura 6 – (a) Vazão de hidrogênio de reciclo sem tratamento dos dados; (b) Box plot da variável vazão de hidrogênio de reciclo	20
Figura 7 –Vazão de hidrogênio de reciclo após tratamento dos dados	20
Figura 8 – Diagrama de Pareto para as Componentes Principais	25
Figura 9 - CP1 x CP2	26
Figura 10 - CP1 x CP3	26
Figura 11 - CP2 x CP3	26

CAPÍTULO I

INTRODUÇÃO

I.1 Motivação para o trabalho

Nos últimos anos, avanços significativos na área de controle dos processos industriais foram alcançados, utilizando-se, cada vez mais, algoritmos sofisticados e sistemas computacionais para a automação desses processos. O controle regulatório, o qual era desempenhado exclusivamente por operadores, é atualmente, operado de forma mais automatizada com auxílio de computadores industriais (CLPs – Controladores Lógicos Programáveis e SDCDs – Sistemas Digitais de Controle Distribuído). Esses avanços trouxeram inúmeros benefícios para diversos segmentos das indústrias (MENDONÇA, 2007).

Apesar desses avanços, uma tarefa importante no controle das plantas de processo ainda continua sendo desempenhada manualmente pelos operadores. Trata-se da tarefa de responder a eventos anormais de um processo, a qual consiste em detectar em tempo um evento anormal, diagnosticar suas causas, tomar decisões e ações de controle apropriadas, com o intuito de o processo retornar a sua condição normal e segura de operação (VENKATASUBRAMANIAN et al., 2003a).

Contudo, devido ao tamanho e a complexidade das plantas de processo, desempenhar esta tarefa de gerenciamento de falhas não é uma atividade simples. Cabe ainda ressaltar que o diagnóstico de falhas se torna mais difícil por conta de que, frequentemente, as medições de processo serem insuficientes, incompletas e/ou irreais devido, por exemplo, as falhas no sensor.

Segundo algumas estatísticas industriais, 70% dos acidentes são causados por erros humanos (*BUREAU OF LABOR STATISTICS* apud VENKATASUBRAMANIAN et al., 2003a). Sendo assim, sistemas que auxiliem os operadores na gestão de eventos anormais são necessários.

O sistema automático de diagnóstico e detecção de falhas (*Fault Detection and Diagnostic – FDD*) possui o potencial para reduzir o tempo de parada de equipamentos, custos de serviços e de utilidades. O sistema de FDD é muito encontrado e bem

desenvolvido para aplicações como, por exemplo, em plantas nucleares, em aviões, em plantas de processos químicos, e, em menor escala, estendido aos automóveis.

O FDD é uma parte essencial de operação de qualquer planta de processamento. A presença de uma falha no sistema perturba a operação da planta e invalida cálculos realizados por outros modelos. Cálculos de reconciliação de dados envolvendo o uso de balanços de massa e energia serão perturbados e os cálculos de *set-points* do módulo de controle supervisorio não serão mais válidos. Dependendo da severidade da falha, esquemas das plantas terão de ser revisados. Pequenas falhas, como pequenos vazamentos no processo são muitas vezes mascarados pelo controle do sistema.

Detecção e diagnóstico precoces de falhas é um importante processo na Indústria devido ao grande dano e perda em que pode resultar antes da falha presente no processo seja detectada. Além disso, fica cada vez mais difícil de distinguir uma falha após a raiz da causa ter propagado por toda a planta. E é a presença de falhas no sistema que perturba a estrutura da hierarquia funcional tornando a integração de funções imprópria. Um bom sistema de FDD é, portanto, essencial para a integração de funções.

Para qualquer aplicação, os benefícios do sistema de FDD podem ser divididos em duas categorias: melhoria da segurança e redução do custo para operar. Para plantas nucleares ou para a indústria de aviação, segurança é a consideração principal, e sensores eletrônicos caros podem ser utilizados juntamente com o sistema de FDD para atingirem este objetivo. Já numa planta química, os alvos principais da planta são os produtos e as falhas e ineficiências de equipamentos, que podem promover um impacto significativo no custo de produto. Neste caso, sistemas automáticos de FDD podem prover significativa redução de paralisações e melhorar a eficiência da produção.

O interesse em FDD tem crescido também devido aos custos de sensores e de hardware de controle terem caído. Além disso, tem havido uma emergência na utilização das tecnologias de informação no seio da Indústria. Isto tem proporcionado infra-estrutura para a utilização de informações objetivando uma melhor tomada de decisão. Portanto, o desenvolvimento de uma ferramenta capaz de detectar e diagnosticar falhas no processo enquanto o mesmo opera numa região controlável pode ajudar a evitar uma sucessão de eventos anormais e minimizar perdas na produtividade, além de auxiliar a operação na tomada de decisões.

Um exemplo de processo industrial difícil de ser operado é o Hidrotratamento (HDT) de diesel nas refinarias. O HDT de diesel é, atualmente por questões ambientais, um processo importante uma vez que reduz o nível de enxofre presente nesse

combustível. Contudo, esse processo industrial possui características inerentes as quais dificultam a modelagem e o controle da unidade, tais como a presença de diversas variáveis a serem acompanhadas, a medida do teor de enxofre não ser possível online, grandes tempos mortos e resposta inversa (PINHEIRO, 1992).

Adicionalmente, a unidade possui diversas medições, as quais podem estar correlacionadas entre si. Para lidar com essa situação, foi adotada neste trabalho a Análise de Componentes Principais (ACP) para diminuição da quantidade de variáveis sem perda de informações significativas. Na ACP, os dados originais são rotacionados de modo a transformar variáveis originalmente correlacionadas em um conjunto de variáveis não-correlacionadas, as quais são ordenadas pela sua variabilidade decrescente. Removendo-se os últimos componentes principais, pode-se diminuir a dimensão do sistema, com reduzida perda de informação.

Dessa forma, foram desenvolvidas ferramentas automáticas baseadas em ACP, que guiem os operadores no reconhecimento de diferentes condições operacionais. Com essas ferramentas, o operador poderá alterar o *setpoint* dos controladores de forma mais adequada, tendo, por conseguinte, uma operação mais eficaz e/ou segura.

I.2 - Objetivo e Estrutura do Trabalho

Esse trabalho teve como finalidade o desenvolvimento de ferramentas de apoio à operação na tomada de decisões de uma unidade de HDT de diesel. Para tanto, utilizaram-se técnicas baseadas em ACP e um algoritmo de classificação baseado em distância euclidiana. Dados de uma unidade de HDT de diesel da PETROBRAS (Refinaria Duque de Caxias, REDUC-Petrobras) foram usados no desenvolvimento do sistema foi proposto.

O texto a seguir está estruturado em capítulos. O Capítulo 2 apresenta os fundamentos do presente projeto, sendo realizadas breves revisões sobre HDT e o método de Análise de Componentes Principais. O Capítulo 3 sumariza os Materiais e Métodos empregados e o Capítulo 4, os resultados e as discussões. No Capítulo 5 são apresentadas as conclusões e sugestões para extensões deste trabalho. O Apêndice 1 apresenta os dados brutos da unidade empregados na análise.

Este Projeto Final foi realizado no âmbito do projeto “DIASIST – Modelagem heurística para diagnóstico, automação e controle de equipamentos e sistemas” (Convênio FINEP 01.04.09.02.00), executado pelo Laboratório de Simulação e Controle da Escola de Química da UFRJ e pela PETROBRAS.

CAPÍTULO II

FUNDAMENTOS

II.1 O PROCESSO DE HIDROTRATAMENTO DE DIESEL (HDT)

II.1.1 Diesel

O óleo diesel é um derivado do petróleo cuja faixa de ebulição se encontra, normalmente, entre 150 a 380°C. Esse derivado contém moléculas com 12 a 24 átomos de carbono, aproximadamente, e apresenta propriedades que permitem a sua utilização em máquinas movidas por motores que funcionam segundo o ciclo diesel (VALLE, 2007).

O consumo brasileiro desse combustível deve-se, principalmente, ao setor de transporte e, segundo a ANP, o óleo diesel automotivo classifica-se em:

- Óleo Diesel Automotivo S500 - para comercialização obrigatória, no caso de uso rodoviário, nos municípios das regiões metropolitanas;
- Óleo Diesel Automotivo S2000 - para comercialização nos demais municípios do País, no caso de uso rodoviário e, em qualquer município do País para os demais usos.

Cabe ainda ressaltar que o diesel é formulado pela mistura de diversas correntes tais como gasóleos e nafta pesada, provenientes das etapas de processamento do petróleo bruto. No Brasil, os óleos usados em motores automotivos são obtidos, predominantemente, por destilação atmosférica (VALLE,2007).

Ademais, devido ao impacto que esse tipo combustível acarreta no meio ambiente, a ANP (Agência Nacional do Petróleo) especificou os limites máximos de teor de enxofre no diesel automotivo comercializados pelos diversos agentes econômicos em todo o território nacional, conforme mostra a Tabela 1.

A presença de compostos sulfurados é indesejável no óleo diesel por conta da sua ação corrosiva e por formar gases tóxicos SO₂ e SO₃. Esses gases podem produzir depósitos de sulfatos sólidos na câmara de combustão e, também, podem reagir com a água produzindo H₂SO₄ e H₂SO₃, compostos altamente corrosivos. Além disso, o conteúdo de enxofre nesse combustível acaba afetando as emissões de particulados uma vez que esse composto no diesel é convertido em sulfato na exaustão (VALLE, 2007).

O mundo todo, atualmente, investe tecnologia, tempo e recursos para reduzir a poluição do ar. Em 2002, o Conselho Nacional do Meio Ambiente - Conama - editou a Resolução de número 315, de 29/10/2002, determinando o prazo de janeiro de 2009 para a redução das partículas de enxofre no óleo diesel comercializado no país. O diesel comercializado hoje no país contém 500 ppm (partículas por milhão) de enxofre quando vendido em área urbana e 2000 ppm em outras áreas. O Conama determinou que passe a conter 50 ppm - quantidade considerada ainda extremamente alta pelos padrões internacionais. Em muitos países, a proporção é de 10 ppm.

Tabela 1 - Teor de enxofre do Óleo Diesel a partir de 1° de janeiro de 2009

Fonte: Agência Nacional do Petróleo (ANP)
(*) Uso não-rodoviário

Característica	Unidade	Limites		
		S50	S500	S2000(*)
Enxofre, Máx.	mg/Kg	50	500	2000

Sendo assim, visando o atendimento da legislação ambiental e o incremento da qualidade do produto fornecido ao mercado consumidor faz-se necessário a utilização de unidades de HDT de diesel nas refinarias.

II.1.2 Características gerais do processo de Hidrotratamento

O processo de HDT de diesel consiste, essencialmente, em uma reação catalítica entre o hidrogênio e as frações de diesel obtidas nas colunas de destilação. Esse processo é operado através de condições severas de temperatura e pressão, consumindo um insumo de alto custo de produção, o hidrogênio. Contudo, apesar dos altos custos de energia e de insumos, o processo de HDT vem, cada vez mais, ganhando mais força,

sobretudo, por conta das novas exigências ambientais. Ademais, esse processo era denominado de dessulfurização pelo fato de suas primeiras aplicações terem sido a remoção de enxofre de resíduo atmosférico (AR) e de vácuo (VR) (GOMES, 2005).

As condições operacionais das unidades de HDT variam dentro de uma ampla faixa, a qual depende do tipo de carga e do grau de Hidrotratamento requerido (SALVATORE, 2007).

O hidrogênio de *make-up*, utilizado nesse processo, é proveniente das unidades de reforma a vapor presentes na refinaria. Quanto às frações de diesel utilizadas no HDT, as mesmas contêm em sua estrutura teores excessivos de enxofre, nitrogênio, oxigênio e aromáticos, elementos que deverão ser removidos durante esse processo. Ademais, o HDT promove a remoção desses contaminantes indesejáveis a partir de reações de hidrodessulfurização (HDS), hidrodenuitrificação (HDN), hidrodessaromatização (HDA) e hidrodeoxigenação (HDO). A adição química de hidrogênio promove também a saturação de compostos insaturados (GOMES, 2005).

As vantagens de utilização do processo de HDT são: o melhor aproveitamento de cargas pesadas, a melhoria da qualidade do produto, a preparação das cargas para FCC (Craqueamento Fluido Catalítico) e a proteção ambiental, proporcionada devido à remoção de compostos como enxofre e nitrogênio.

Cabe ainda ressaltar que o HDT contribui para melhoria de diversas características do óleo diesel tais como estabilidade à estocagem e qualidade de ignição. Além disso, contribui para o aumento do teor de hidrogênio, para a diminuição da faixa de ebulição, para a diminuição do fulgor, da acidez, da densidade, da viscosidade e, naturalmente, diminuição dos teores de heteroátomos (nitrogênio, enxofre e oxigênio). Com a diminuição da densidade e aromaticidade, verifica-se o aumento da qualidade de ignição, redução de emissão de fumaça branca e melhoria da partida a frio (VALLE, 2007).

Outro fato relevante a destacar é que esse processo ainda é dificultado pelo problema da baixa reatividade das espécies que contêm alto teor de aromáticos com enxofre. As taxas de reação decrescem consideravelmente com a adição de cada anel aromático ou pela presença de outros inibidores como espécies orgânicas de nitrogênio (SALVATORE, 2007).

II.1.3 Processo de Hidrotratamento de Diesel da REDUC

O presente trabalho refere-se ao processo de HDT realizado na refinaria de Duque de Caxias (REDUC). A Figura 1 apresenta essa unidade, enquanto a Figura 2 representa um desenho esquemático de como é realizado o processo de hidrotratamento na mesma.



Figura 1 - Unidade de Hidrotratamento de diesel da Reduc (Petrobras)

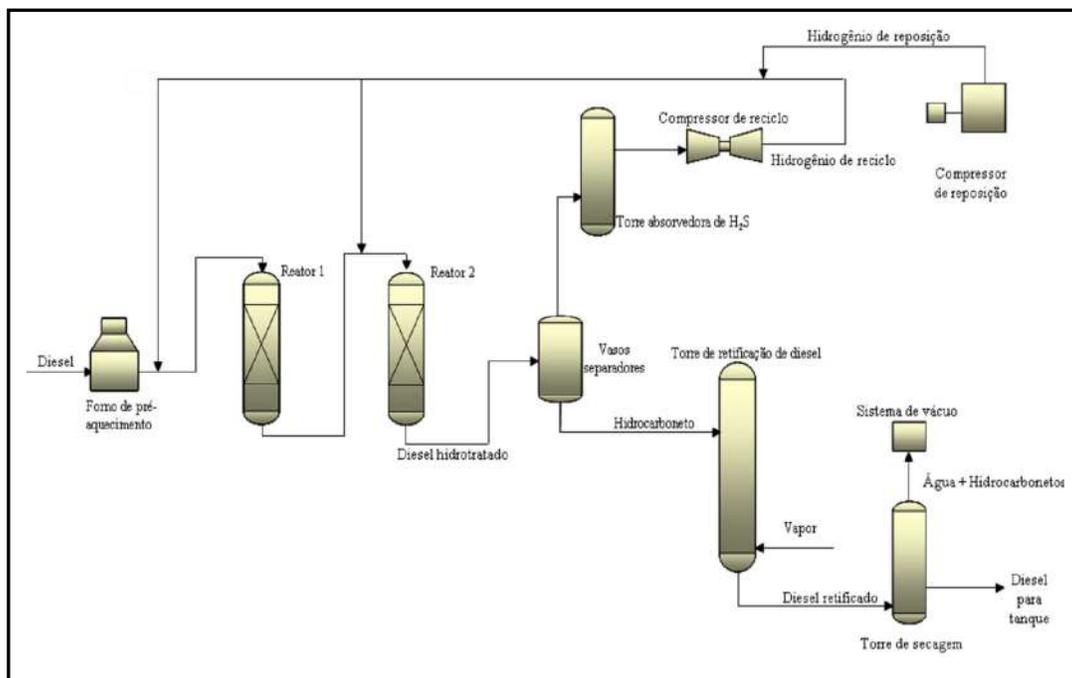


Figura 2 - Esquema simplificado de uma unidade de Hidrotratamento (SALVATORE, 2007)

As unidades de hidrogenação de compostos de petróleo da REDUC possuem dois reatores e, em cada um, há dois leitos fixos catalíticos, formando um conjunto de quatro leitos em série. Uma observação importante é que os reatores de leitos múltiplos são maiores quando comparados aos de leito simples, entretanto, ocupam menos espaço em uma refinaria (“*plot space*”).

A carga que entra no reator é constituída pela combinação entre a carga de óleo e o hidrogênio reciclado e de *make-up*, sendo essa mistura aquecida até a temperatura de entrada do reator. Esse aquecimento é proveniente da troca térmica entre a corrente de entrada e de saída desse equipamento. Cabe ainda ressaltar que o hidrogênio é misturado ao óleo em proporção muito maior do que a estequiométrica, garantindo altas razões gás/carga.

Nesses reatores, ocorre a reação entre o hidrogênio e o óleo, na presença de um catalisador, com o intuito de remover impurezas, tais como enxofre, nitrogênio, vanádio, níquel, carbono residual, entre outros; de hidrogenar moléculas e de craquear resíduos em produtos mais leves. Esses inúmeros compostos presentes no óleo de carga reagem com o hidrogênio através de reações paralelas nos leitos catalíticos.

Um fato relevante desse processo é que as reações de HDT são exotérmicas e, para evitar que a temperatura do reator atinja níveis muito altos, é feita a adição de

hidrogênio frio reciclado (*quench*) entre os reatores, com a finalidade de manter a temperatura desse equipamento numa faixa desejada. No caso da REDUC, o *quench* de hidrogênio é feito tanto no primeiro reator, quanto no segundo, garantindo maiores vazões de hidrogênio e, por conseguinte, maior controle de temperatura. A Figura 3 demonstra a seção de pré-aquecimento e de reação desse processo.

O efluente proveniente desses reatores é, posteriormente, resfriado, recuperando, com isso, o calor liberado nas reações de HDT e diminuindo o combustível necessário ao forno que aquece a carga. Posteriormente, essa corrente passa por um vaso separador onde ocorre à separação dos compostos presente, recuperando, assim, uma parte do hidrogênio e produzindo uma corrente de óleo hidrogenado. A Figura 4 representa a seção de separação da Unidade de HDT da REDUC.

A corrente de gás de hidrogênio é purificada, seguindo para um compressor de reciclo onde sua pressão é aumentada a fim de que, mais tarde, o mesmo possa ser utilizado como gás de *quench*, recombinando com a carga do reator. A reciclagem desse gás é de suma importância uma vez que se trata de uma matéria de custo bastante elevado.

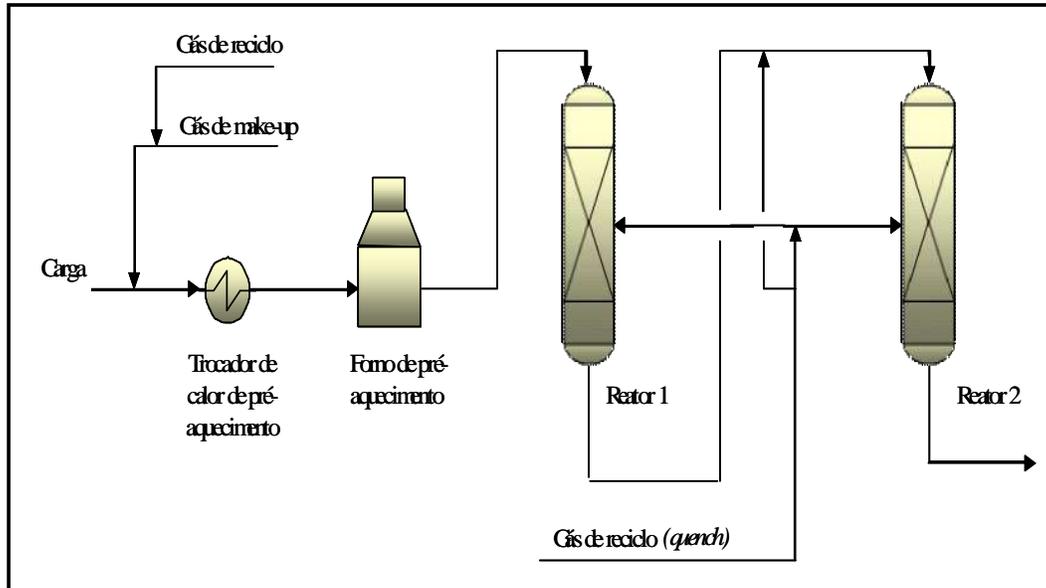


Figura 3 - Seção de pré-aquecimento e seção de reação (SALVATORE, 2007).

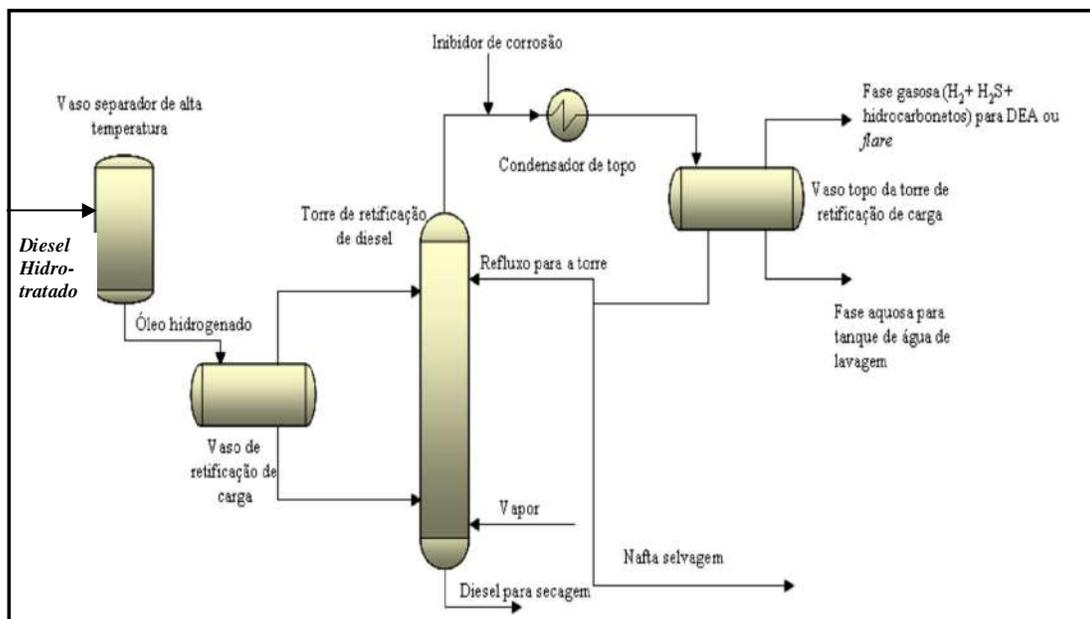


Figura 4 - Seção de Separação (SALVATORE, 2007)

II.2 ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS (ACP)

II.2.1- Características gerais do método ACP

Diante de problemas em que existe a necessidade de se estudar mais de duas variáveis simultaneamente, considerando a possibilidade de haver dependência entre elas, o uso de métodos estatísticos multivariados é uma opção adequada. Isso é devido ao fato de que o estudo de qualquer fenômeno que envolva muitas variáveis altamente correlacionadas entre si ser complexo, pois uma variável exerce influência sobre as demais (KHATTREE E NAIK 2000).

Sendo assim, o uso de métodos estatísticos multivariados é aconselhado por conta das inúmeras finalidades que esses métodos proporcionam, tais como:

- *Redução ou simplificação estrutural de dados* → Quando os fenômenos naturais estudados necessitam ser representado o mais simples possível, sem que, com isso, haja

perda valiosa de informação. Isso acaba permitindo uma interpretação simplificada do conjunto de dados;

- *Agrupamento* → Quando há necessidade de se criarem grupos de objetos ou de variáveis semelhantes, baseados nas medidas de suas características;

- *Investigação de dependência entre variáveis* → Quando a natureza das relações entre as variáveis for de interesse.

Nesse trabalho, o estudo é focado na redução e simplificação dos dados, ou seja, na diminuição da dimensão do sistema. Para tanto, utilizou-se o método estatístico conhecido como Análise de Componentes Principais.

A Análise de Componentes Principais (ACP) consiste, basicamente, em reescrever as variáveis originais em novas variáveis, denominadas de Componentes Principais, através de uma transformação de coordenadas. Isso é possível pela transformação linear desse conjunto de variáveis originais em um conjunto de variáveis não correlacionadas, tendo, como consequência, a facilitação do manuseio e da compreensão do fenômeno, sem que haja perda significativa de informação (MONTGOMERY, 2000).

Os Componentes Principais são as novas variáveis geradas através de uma transformação matemática especial realizada sobre as variáveis originais. Cada componente principal (CP) é uma combinação linear de todas as variáveis originais, retendo o máximo possível da informação contida nessas variáveis. Teoricamente, o número de Componentes Principais é sempre igual ao número de variáveis originais. Entretanto, alguns poucos Componentes são responsáveis por grande parte da explicação total. Isso se deve ao fato de que as Componentes Principais serem os eixos do novo sistema de coordenadas obtido pela rotação do sistema original, sendo que esse sistema resultante representa as direções de variabilidade máxima dos dados originais. Esta operação matemática está disponível em diversos softwares estatísticos especializados.

Além disso, as Componentes Principais possuem características que as tornam mais efetivas que as variáveis originais para a análise do conjunto amostral. Uma delas é fato das Componentes Principais serem ortogonais entre si, fazendo que as mesmas não guardem entre si correlações existentes nas variáveis originais. Deste modo, cada CP traz uma informação estatística diferente das outras. Outra característica importante é decorrente do processo matemático-estatístico de geração de cada componente maximizar a informação para cada uma das coordenadas que estão sendo criadas. As variáveis originais têm a mesma importância estatística, enquanto que as Componentes

Principais têm importância estatística decrescente, ou seja, as primeiras Componentes Principais geradas possuem a maior parte das informações contidas nas variáveis originais.

II.2.2– Interpretação matemática do Método ACP

Conforme descrito anteriormente, as Componentes Principais, de um conjunto de variáveis de processo x_1, x_2, \dots, x_p , são um conjunto particular de combinações lineares dessas variáveis (MONTGOMERY, 2000).

$$z_1 = c_{11}x_1 + c_{12}x_2 + \dots + c_{1p}x_p; \quad \text{Eq (II.1)}$$

$$z_2 = c_{21}x_1 + c_{22}x_2 + \dots + c_{2p}x_p; \quad \text{Eq (II.2)}$$

$$z_p = c_{p1}x_1 + c_{p2}x_2 + \dots + c_{pp}x_p; \quad \text{Eq (II.3)}$$

onde c_{ij} são constantes a serem determinadas.

Essas combinações são obtidas a partir da matriz de covariâncias, associadas às p variáveis de processo. Na exposição que se segue, as matrizes são identificadas por letras maiúsculas em negrito e os vetores são identificados por letras minúsculas em negrito.

A matriz de covariância, simbolizada por Σ , de dimensão $p \times p$, está associada à matriz de variáveis de processo:

$$\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_p] \quad (\text{Eq (II.4)}).$$

A dimensão de \mathbf{X} é $n \times p$, ou seja, dispõe-se de n dados de cada variável de processo. O vetor \mathbf{x} transposta, \mathbf{x}^t , denota uma coluna qualquer de \mathbf{X} .

A matriz de covariância, calculada de acordo com a equação abaixo onde $X - \mu_x$, corresponde a subtrair a cada elemento de uma coluna a média dessa coluna (*mean centring*)

$$\Sigma = \frac{(X - \mu)(X - \mu)^t}{(n - 1)} \quad (\text{Eq (II.5)}).$$

Em que μ é o valor esperado de \mathbf{X} , o qual pode ser obtido pela média aritmética das colunas de \mathbf{X} .

Os p autovalores de Σ são designados por λ_i , $i=1,\dots,p$, e os p autovetores são designados por \mathbf{e}_i , $i=1,\dots,p$, com elementos dados por (e_{i1},\dots,e_{ip}) . Os autovalores e autovetores de uma matriz quadrada não-singular qualquer são determinados através de uma equação característica. Associado a cada autovalor λ_i , existe um autovetor \mathbf{e}_i . Sendo assim, os pares $(\lambda_1, \mathbf{e}_1), (\lambda_2, \mathbf{e}_2), \dots, (\lambda_p, \mathbf{e}_p)$ correspondem aos autovalores e autovetores de Σ , com os autovalores arranjados tal que $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p$.

Cabe ainda ressaltar que essa ordem decrescente de autovalores é obtida através da seguinte equação:

$$\mathbf{e}^t \Sigma \mathbf{e} = \mathbf{Q} \quad \text{Eq (II.6)}$$

onde \mathbf{Q} é uma matriz diagonal $p \times p$, com os valores da diagonal principal iguais aos autovalores na seguinte ordem: $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p$.

A obtenção do i -ésimo CP é feito da seguinte maneira:

$$z_i = \mathbf{x}^t \mathbf{e}_i = e_{i1}x_1 + e_{i2}x_2 + \dots + e_{ip}x_p \quad \text{Eq (II.7)}$$

Nessa equação, os elementos do autovetor \mathbf{e}_i funcionam como pesos de importância de x_1, \dots, x_p na composição do i -ésimo CP e são denominados cargas dessas variáveis.

Cabe ainda ressaltar que os autovetores da matriz da covariância são denominados de *loadings*, os quais contêm as informações de como as variáveis se relacionam entre si. Já os autovalores correspondentes a esses autovetores descrevem como as variáveis se correlacionam entre si e são denominados de escores.

Um fato importante a destacar é que a diagonal principal de Σ apresenta os valores de variância associados a cada variável de processo. Por conta disso, a variância total apresentada pelo conjunto das p variáveis de processo é dada pela soma dos elementos da diagonal principal de Σ ; este valor é igual a soma dos autovalores de Σ uma vez que o traço de uma matriz quadrada é a soma de seus autovalores. Sendo assim, pode-se utilizar os autovalores para determinar o quanto da variabilidade total presente no conjunto de dados está sendo descrito por cada CP.

Geometricamente, os Componentes Principais podem ser representados por um sistema de eixos ortogonais com origem posicionada na média do conjunto de dados. O

primeiro CP segue a direção de maior variabilidade dos dados. O segundo CP segue a segunda direção de maior variabilidade, ortogonal ao primeiro, e assim sucessivamente para os demais Componentes Principais.

CAPÍTULO III

MATERIAIS E MÉTODOS

Ao longo desse capítulo, são apresentadas as variáveis originais utilizadas no método de Análise de Componentes Principais (ACP), as técnicas estatísticas empregadas e as metodologias adotadas.

III. 1 – Apresentação do Sub-sistema estudado da Unidade de HDT

Utilizou-se, para o desenvolvimento do referido trabalho, a seção de pré-aquecimento e a seção de reação da unidade de HDT de óleo diesel da REDUC.

Esse sub-sistema contém o forno de pré-aquecimento, na qual a carga de diesel é previamente misturada com as correntes de hidrogênio, os dois reatores de leito catalítico onde as reações de Hidrotratamento ocorrem e, também, recebem correntes de hidrogênio entre os leitos de reação para resfriamento; e os compressores de hidrogênio (reciclo e reposição ou *make-up*).

III. 2 – Variáveis de processo utilizadas no trabalho

Para o desenvolvimento do método de Análise de Componentes Principais, empregaram-se apenas variáveis que estivessem disponíveis no sistema de aquisição de dados on-line da refinaria na Unidade de Hidrotratamento. Essas variáveis se encontram descritas na tabela abaixo. Cabe ainda ressaltar que esses dados representam os valores reais do processo de HDT da refinaria de Duque de Caxias (REDUC-Petrobras). A Figura 5 apresenta um esquema simplificado da unidade trabalhada, com as variáveis da Tabela 2 representadas pelos seus respectivos números entre parênteses.

Tabela 2 - Variáveis de operação utilizadas nesse processo

Variável	Descrição	Unidade de engenharia
1	Vazão de diesel	Kg/h
2	Vazão de hidrogênio de reciclo	Kg/h
3	Vazão de hidrogênio de make-up	Kg/h
4	Temperatura de entrada do reator 1	°C
5	Vazão de hidrogênio de reciclo para reator 1	Kg/h
6	Temperatura de entrada reator 2	°C
7	Vazão de hidrogênio de reciclo para reator 2	Kg/h
8	Temperatura de hidrogênio de reciclo	°C
9	Temperatura do leito 1 do reator 1	°C
10	Temperatura do leito 2 do reator 1	°C
11	Temperatura do leito 1 do reator 2	°C
12	Temperatura do leito 2 do reator 2	°C
13	Pressão parcial de hidrogênio na unidade	Kgf/cm ²
14	Vazão de hidrogênio de topo do reator 2	Kg/h

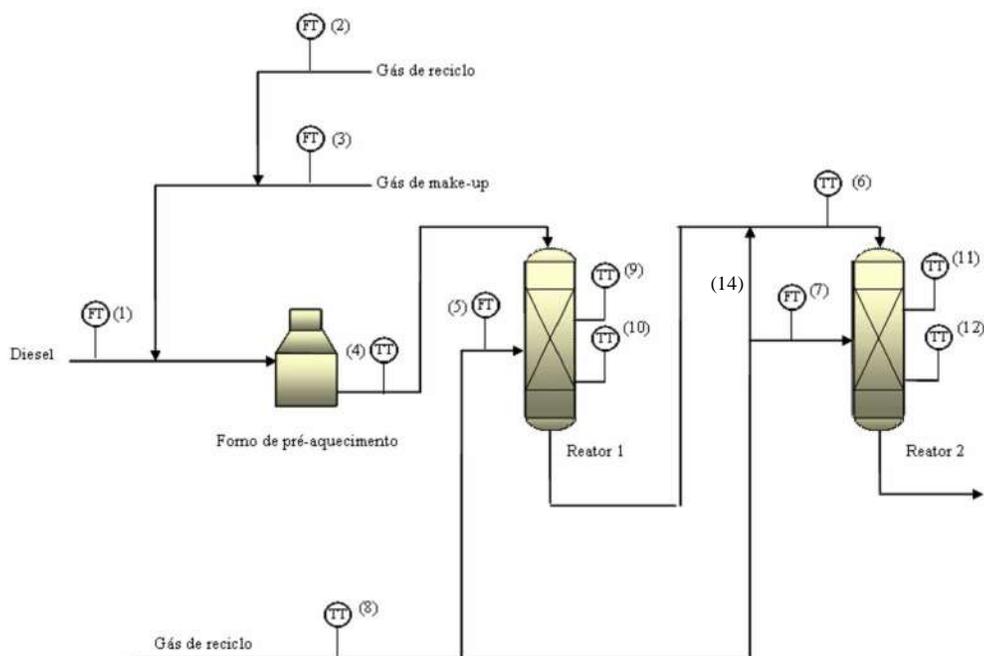


Figura 5 - Esquema simplificado da unidade de HDT (SALVATORE, 2007)

III. 3 – Tratamento dos dados

As variáveis do processo continham grande variabilidade nos dados, o que ocasionaria uma diminuição na eficiência do método, além de diminuir a efetividade da normalização.

Para resolver essa questão, realizaram-se desenhos esquemáticos, denominados de diagramas de caixa (*boxplots*), das variáveis de processo através do software MATLAB, os quais permitiram a identificação e exclusão posterior de “*outliers*” (pontos discrepantes).

O diagrama de caixa (*boxplot*) é um gráfico utilizado, geralmente, para sintetizar em uma mesma figura várias informações relativas à distribuição de uma determinada variável quantitativa. A geração desse tipo de gráfico é feita da seguinte maneira (PINHEIRO, 2006):

- Inicialmente, é traçado um eixo vertical na qual serão representados os valores da variável considerada;
- Posteriormente, é desenhado um retângulo cuja base inferior corresponde à posição do 1º quartil Q1 e cuja base superior à posição do 3º quartil Q3. A posição mediana é indicada por um traço horizontal no interior desse retângulo. Cabe ressaltar que o primeiro quartil Q1 representa a posição onde $\frac{1}{4}$ dos dados se encontram abaixo e $\frac{3}{4}$ dos dados acima dele. Já o terceiro quartil Q3 possui $\frac{3}{4}$ dos dados abaixo dele e $\frac{1}{4}$ dos dados acima dele.
- Em seguida, são traçados dois segmentos de reta verticais que vão, um desde o ponto médio da base inferior do retângulo até a posição da menor observação não discrepante, e o outro desde o ponto médio da base superior do retângulo até a posição da maior observação não discrepante. Os dados que se encontram fora desse limite são considerados discrepantes.

III. 4 – Metodologia empregada

Para a realização desse monitoramento e diagnóstico operacional da unidade de HDT da Refinaria de Duque de Caxias (REDUC-Petrobras), alguns procedimentos tiveram que ser adotados:

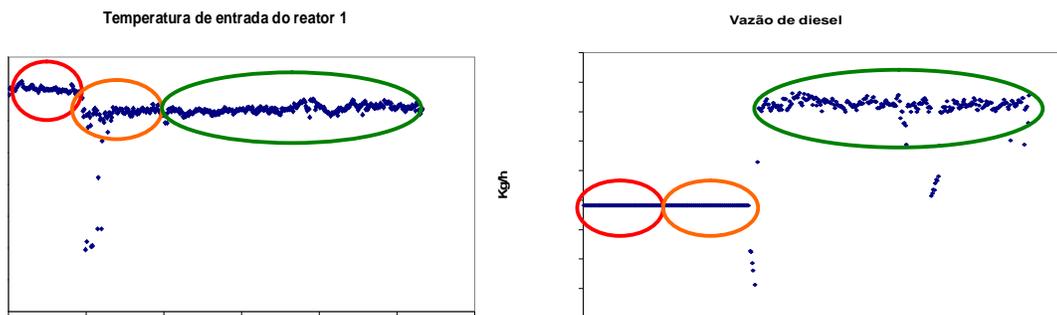
1. Tratamento dos dados reais da Unidade de Hidrotratamento de Diesel da Refinaria Duque de Caxias da Petrobras (Reduc), no estado do Rio de Janeiro;

2. Geração de gráficos, no Excel, com os dados tratados da unidade em questão;
3. Tratamento estatístico dos dados tratados, ou seja, determinação da média e desvio padrão;
4. Desenvolvimento de rotinas relativas à Análise de Componentes Principais no programa MATLAB, para cálculo de cargas e escores, com o intuito de se reduzir a dimensão do sistema e aumentar a sensibilidade do operador com o processo e suas variáveis;
5. Desenvolvimento de rotinas baseadas em distância euclidiana para classificação dos dados na forma de escores dos componentes principais;
6. Análise dos dados obtidos.

Os dados disponíveis foram classificados em três regiões de acordo com os seguintes critérios:

- **Região 1** → O valor da temperatura de entrada do reator 1 e o valor da vazão de diesel no processo são elevados;
- **Região 2** → O valor da temperatura de entrada do reator 1 e o valor da vazão de diesel no processo são baixos;
- **Região 3** → O valor da temperatura de entrada do reator 1 é baixo e o valor da vazão de diesel no processo é alta.

Os valores disponíveis foram classificados nessas regiões, sendo que os 99 primeiros dados das variáveis de processo se encontram localizadas na região 1, do 100 ao 220 se encontram na região 2 e os demais se encontram na região 3.



O detalhamento da implementação realizada é feito em conjunto com os resultados obtidos no Capítulo 4, uma vez que tal implementação é o objeto em si deste trabalho.

CAPÍTULO IV

RESULTADOS

IV.1 - Pré-tratamento dos dados

Inicialmente os dados brutos foram analisados através de gráficos para remoção de pontos discrepantes. Para tanto, foram traçados diagramas de caixa, conforme ilustrado na Figura 6 (a) e (b) para a vazão de hidrogênio de reciclo. Os gráficos para os dados brutos e os diagramas de caixa para todas as variáveis estão apresentados no Apêndice 1. Tendo por base a análise dos digramas de caixa, os pontos discrepantes (“*outliers*”) foram identificados e removidos. A Figura 7 mostra o gráfico da variável após a remoção dos pontos discrepantes (“*outliers*”).

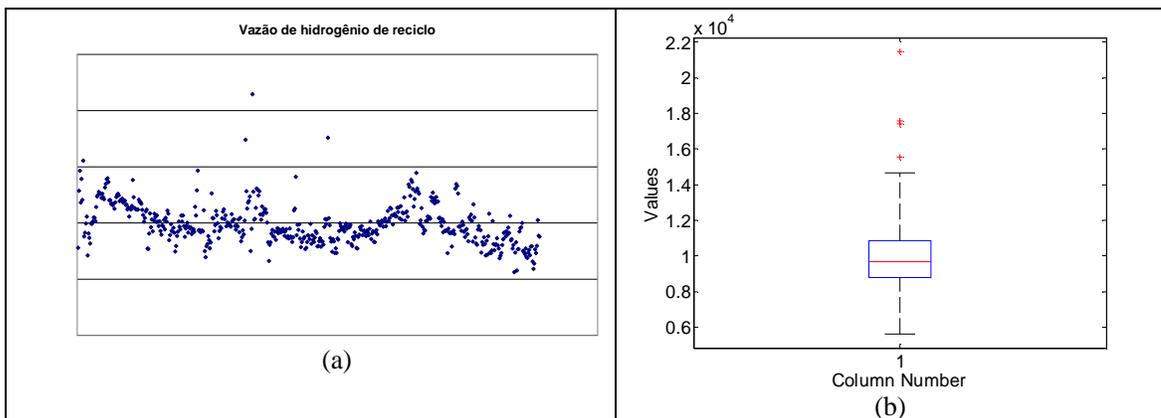


Figura 6 – (a) Vazão de hidrogênio de reciclo sem tratamento dos dados; (b) *Box plot* da variável vazão de hidrogênio de reciclo

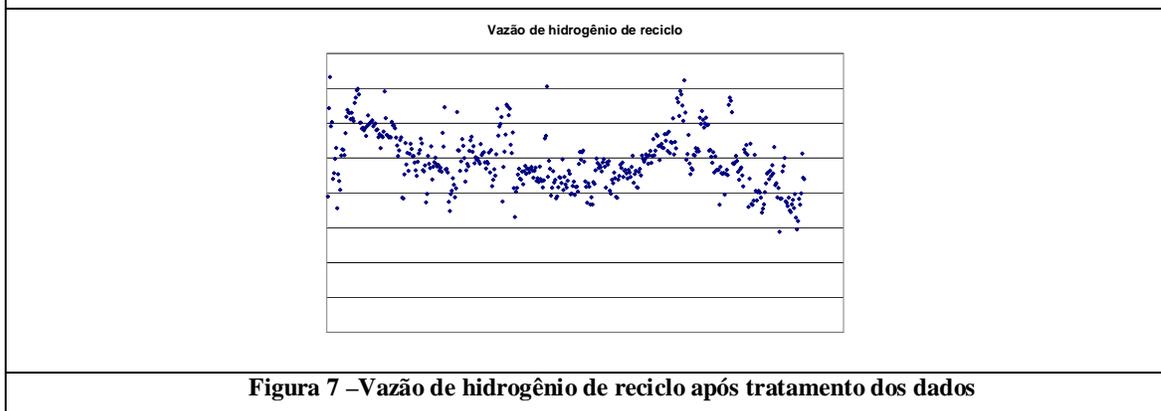


Figura 7 –Vazão de hidrogênio de reciclo após tratamento dos dados

Os gráficos para os dados tratados para todas as variáveis estão apresentados no Apêndice 1.

IV.2 – Geração dos Componentes Principais

O método de Análise de Componentes Principais ACP é composto por uma série de etapas. A seguir, estas serão demonstradas de forma isoladas para que o método empregado possa ser entendido de forma mais clara.

1ª Etapa: Tratamento dos dados

Os dados disponíveis das variáveis de processo da Unidade de Hidrotratamento de Diesel da REDUC, tratados conforme explicado no item anterior, foram inseridos no MATLAB sob forma de matriz na qual cada coluna representa uma variável de processo. A matriz resultante possui dimensão de (450 x 14), isto é, 450 observações para cada uma das 14 variáveis de processo. Os dados foram aleatoriamente divididos em dois grupos: um para “treinamento” do classificador (ou definições das classes de referência) e outro para sua validação. Dessa forma, doze dados foram escolhidos para validação (três de cada região definida no Capítulo 4) e o restante para treinamento.

2ª Etapa: Normalizar os dados a serem tratados

Para a utilização correta do método ACP, é necessário que se faça a normalização dos dados. Esse procedimento evita que uma dimensão se sobreponha em relação às outras, fazendo com que os dados fiquem numa mesma faixa de valores e que média, posteriormente a isso, se torne zero.

Existem algumas formas de normalizar um grupo de dados, porém, durante a pesquisa para implementação deste método, verificou-se que a normalização mais utilizada e, conseqüentemente, a adotada pelo grupo é mostrada abaixo:

$$\frac{(\text{Dados} - \text{Média dos dados})}{(\text{Desvio Padrão dos dados})} = \text{Dados Normalizados} \quad \text{Eq (IV.1)}$$

Esse procedimento foi realizado no MATLAB através da seguinte rotina:

```

X=dados;

[n,m] = size(X);

stdr = std(X);

meanr=mean(X);

X=X-repmat(meanr,n,1);

X = X./repmat(stdr,n,1)

```

onde:

- X é a matriz dos dados tratados das variáveis de processo, conforme escrito anteriormente;
- [n,m] é a matriz obtida pela dimensão da matriz X, ou seja, o número de linhas de X é o n e o número de colunas de X é o m dessa matriz;
- Com meanr e stdr se obtém, respectivamente, a média e o desvio padrão dos dados da matriz X;
- Com a função repmat se obtém uma matriz constituída por elementos replicados n (número de linhas de X) por 1 vezes de meanr ou stdr.

3ª Etapa: Calcular a Aproximação da Matriz de Covariância

Aplicou-se, para esse fim, a aproximação descrita abaixo:

$$\frac{(X^t \cdot X)}{(n - 1)} = S \quad \text{Eq (IV.2)}$$

onde:

- X^t é a matriz transposta de X;
- n é o número de linhas de X;
- S é a matriz de covariância obtida.

4ª Etapa: Calcular os Autovetores e Autovalores

A partir da matriz covariância calcularam-se os seus autovalores e autovetores. Isso foi feito através da seguinte função:

```
[v,lambda]=eig(S);  
E=eig(S);
```

Cabe ressaltar que a função eig produz uma matriz diagonal, a lambda, cujos elementos são autovalores de da matriz S (matriz de covariância de X) e uma matriz v cujas colunas correspondem aos autovetores de S. Logo,

$$S*v=v*lambda \quad \text{Eq (IV.3)}$$

5ª Etapa: Ordenar os autovalores em ordem decrescente

Conforme já exposto, o autovetor correspondente ao valor mais elevado do autovalor da matriz de covariância gerará o CP com a maior parte das informações contidas nas variáveis originais.

Assim, uma vez determinado os autovetores da matriz de covariância, a próxima etapa é ordená-los de acordo com os valores dos seus respectivos autovalores, do maior para o menor. Isso acabará gerando os Componentes Principais em ordem de significância.

Devido ao fato de que a matriz diagonal lambda possuir os elementos cujos valores se encontram em ordem crescente, a ordenação necessária foi feita, no MATLAB, através da seguinte rotina:

```

for i=1:m

    lambdareordem(i,i)=lambda(m-i+1,m-i+1);

    vreordem(:,i)=v(:,m-i+1);

    Ereordem(i,:)=E(m-i+1,:);

end

```

6ª Etapa: Calcular os Componentes Principais

A matriz de Componentes Principais foi determinada pela equação matemática descrita abaixo:

$$Z = (\textit{matriz dos dados normalizados}) . \textit{matriz dos autovetores} \quad \text{Eq (IV.4)}$$

7ª Etapa: Geração do Gráfico com o Percentual acumulado dos autovalores

Esta etapa fez com que houvesse uma definição de quantos Componentes Principais serão utilizados para melhor representar os dados originais.

Isso foi possível através da função Pareto do MATLAB. Essa função gera gráficos em que os valores estão dispostos em barras em ordem decrescente com as suas respectivas porcentagens. A função utilizada na rotina foi:

pareto(Ereordem)

onde: Ereordem é [v,lambda] ordenada.

Utilizou-se Ereordem devido ao fato de que os autovalores representarem o sistema e o pareto gerar no acumulado o quanto do sistema está se conseguindo obter com um determinado número de autovalores e, por conseguinte, com os componentes principais.

Portanto, após estes dois tratamentos, os gráficos dos dados tratados utilizados no programa a citado anteriormente ficaram dispostos da seguinte maneira:

A Figura 8 mostra o digrama de Pareto obtido no MATLAB. Percebe-se que com as nove primeiras Componentes Principais, o sistema como um todo está praticamente determinado. Foram adotadas 10 Componentes Principais, uma vez que essas representam 96% da variabilidade total das variáveis originais.

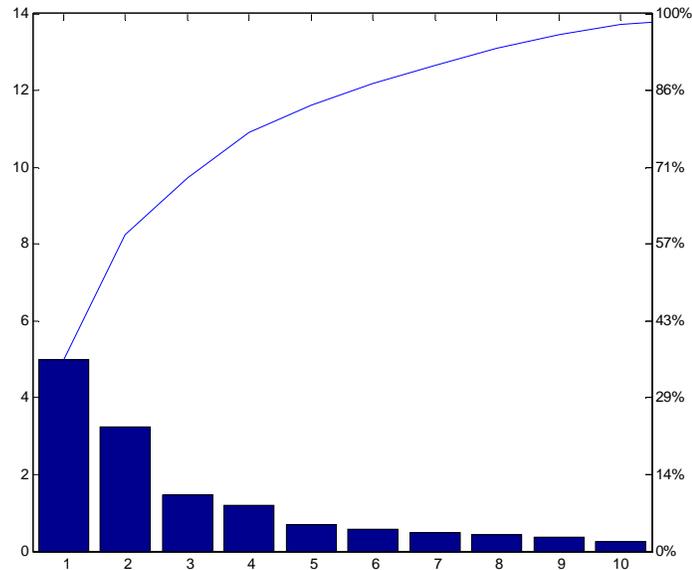


Figura 8 – Diagrama de Pareto para as Componentes Principais

As Figuras 9 a 11 apresentam os gráficos gerados pelo programa MATLAB correlacionando os CP1 x CP2, CP1 x CP3 e CP2 x CP3.

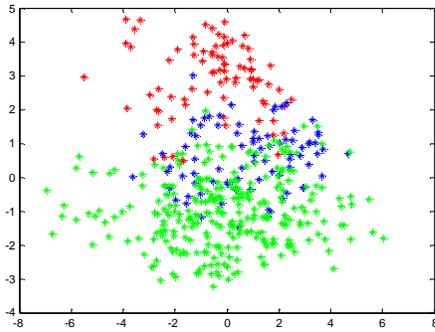


Figura 9 - CP1 x CP2

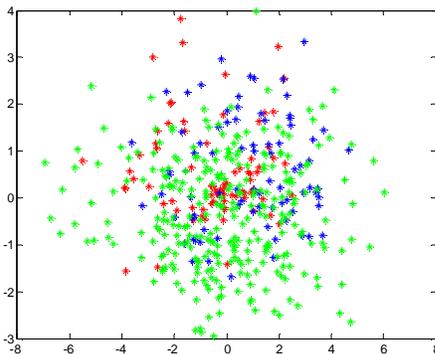


Figura 10 - CP1 x CP3

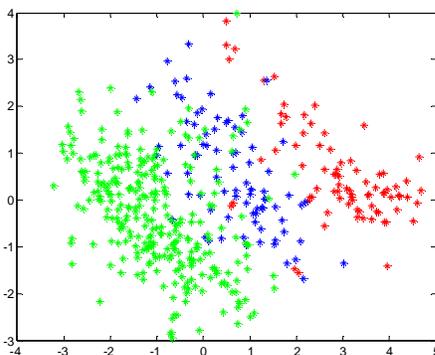


Figura 11 - CP2 x CP3

Observa-se claramente que a delimitação pelos gráficos dos parâmetros, onde se foi definido que os iniciais eram da região 1, os intermediários da região 2 e os finais da região 3, foram confirmados pelas Componentes Principais, que formaram *clusters* (ou agrupamentos), onde os pontos vermelhos pertencem ao cluster relativos à região 1, os azuis ao *cluster* relativos à região 2 e os verdes ao *cluster* relativos à região 3. Percebe-se que só estas três primeiras já permitem uma boa discriminação dos dados; contudo,

para garantir uma boa eficiência do classificador 10 CPs foram usadas para classificar em regiões os dados de validação.

As Figuras 9 a 11 ilustram a classes de referência no espaço reduzido das componentes principais, os quais serão usados no monitoramento de novos pontos operacionais.

IV. 3 – Diagnóstico e Monitoramento

No procedimento proposto, cada dado de validação foi normalizado (usando a Eq. IV.1) e depois teve os seus escores (ou projeção no espaço das 10 primeiras componentes principais) calculados usando a Eq. II.7.

A princípio, tal dado poderia ser visualizado como um novo ponto nas Figuras 9 a 11 (e outras análogas considerando as 10 primeiras componentes principais) e um operador poderia ver se em que região ou cluster o ponto estaria localizado. Contudo, como tal procedimento seria muito exigente para um operador, ele foi automatizado.

Dessa forma, calculou-se a distância Euclidiana do novo ponto (de validação) em relação a cada um dos pontos da base de referência no espaço reduzido (das 10 componentes principais). Tal rotina de cálculo destas distâncias é mostrada a seguir:

```
for i=1:a
d12(i)=sqrt((Z(nz,1)-Z(i,1))^2+(Z(nz,2)-Z(i,2))^2+(Z(nz,3)-
Z(i,3))^2+(Z(nz,4)-Z(i,4))^2+(Z(nz,5)-Z(i,5))^2+(Z(nz,6)-
Z(i,6))^2+(Z(nz,7)-Z(i,7))^2+(Z(nz,8)-Z(i,8))^2+(Z(nz,9)-
Z(i,9))^2+(Z(nz,10)-Z(i,10))^2);
end
```

Em seguida, os pontos de referência menos distantes foram ordenados. Com estas distâncias, o próximo passo foi identificar a quais regiões estas distâncias pertenciam: do 1 ao 81 (Região 1) como 1, do 82 ao 163 (Região 2) e do 164 até o final como região 3. Tal procedimento é descrito nas linhas de programação a seguir:

```
[p,k]=size(d12);
for i=1:k
d12(p+1,1:81)=1;
d12(p+1,82:163)=2;
d12(p+1,164:k)=3;
end
```

Com isso, foi realizada a ordenação destas distâncias de forma crescente, utilizando-se a função do MATLAB `sortrows`. Escolhido um dado número de pontos de referência mais próximos (diferentes valores foram testados, de modo a conciliar simplicidade e eficiência), verificou-se, para cada ponto de referência, a que região ele pertencia e a classe (ou região ou *cluster*) de referência mais freqüente (de acordo com a moda estatística) foi escolhida. Tal procedimento é descrito nas linhas de programação a seguir:

```
d12';  
o=sortrows(d12',1);  
w=o(1:6,2);  
mode(w);  
disp('a localizacao e na regioao'),mode(w)
```

Assim sendo, foi encontrado que o número ótimo de distâncias foi seis, fazendo com que o programa tivesse eficiência de 100%, ou seja, acertando todas as localizações dos 12 novos pontos.

CAPÍTULO V

CONCLUSÃO E SUGESTÕES

Com os resultados obtidos, observou-se que os parâmetros operacionais da planta de HDT possuem uma relação de dependência linear entre elas, o que confirmou a possibilidade de aplicação do método de Análise de Componentes Principais, resultando na diminuição da dimensão do sistema, e fazendo com que o método se tornasse eficaz para a operação.

Sobre os tratamentos dos dados de origem fornecidos, verificou-se que a prática adotada de retirada dos *outliers* além do tratamento estatístico dos dados foi realizada de forma eficaz, além de ser bem empregada uma vez que fez com que os ruídos operacionais fossem diminuídos e com isso maximizou a eficiência do método. Porém, verifica-se que tal procedimento pode ser melhorado, podendo, assim, ser objeto de estudo e desenvolvimento em outro trabalho.

Sobre a rotina de programação construída, que é a ferramenta de FDD propriamente dita, conclui-se pelos resultados apresentados que ela foi bem projetada, além de ser robusta, pois trabalhará de forma simples e eficaz, uma vez que em simulações realizadas a rotina apresentou uma eficiência de 100%, indicando um grau de confiabilidade para a planta.

Os dados fornecidos pela PETROBRAS não documentavam a ocorrência de falhas em equipamentos (compressores, válvulas etc); o que conduziu ao estudo do diagnóstico operacional. Contudo, a metodologia aqui proposta pode ser facilmente estendida para diagnóstico de falhas, desde que um estudo de levantamento de tais condições seja conduzido na unidade de HDT.

Finalmente, o trabalho provê ferramentas de apoio ao operador, tendo ainda potencialidade de evolução se dispuser de maiores informações sobre o sistema, que permitirão em última análise com que a planta opere mais e de forma mais eficaz, segura e lucrativa.

CAPÍTULO VI

REFERÊNCIAS

- [1] AGÊNCIA Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis – ANP. Disponível em www.anp.gov.br.
- [2] GOMES, H. O. Curso Básico de Hidrorrefino: Qualidade do óleo diesel. Universidade Petrobras. Módulo II. Rio de Janeiro, 2005.
- [3] KHATTREE, R.; NAIK, D. N. *Multivariate data reduction and discrimination with SAS software*. Cary, NC: SAS Institute Inc., 2000.
- [4] MENDONÇA, E. S. Monitoramento, diagnóstico e otimização operacional de uma unidade de processamento de gás natural. Orientadores: Maurício Bezerra de Souza Júnior e Mario Cesar Mello Massa de Campos. Rio de Janeiro: UFRJ/EQ, 2007. Dissertação (Mestrado em Tecnologia de Processos Químicos e Bioquímicos).
- [5] MONTGOMERY, D. C. (2000). *Introduction to Statistical Quality Control*, 4th ed., Wiley, New York, NY. Cap 10 sec 7.1
- [6] PINHEIRO, J.I.D. Apostila de Estatística. Escola de Química, Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2006
- [7] SALVATORE, L. Inferência do teor de enxofre em unidades de hidrotratamento de diesel baseada em modelagem heurística: Prof. Dr. Maurício Bezerra de Souza Jr. Rio de Janeiro: UFRJ/Escola de Química, 2007. 99p. Dissertação (Mestrado em Tecnologia de Processos Químicos e Bioquímicos).
- [8] SOUZA, M. B. Notas de aula. Escola de Química, Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2007.
- [9] VALLE, M. L. M. Produtos Do Setor De Combustíveis e de Lubrificantes, Programa EQ/UFRJ-ANP, Publit Soluções Editoriais, 316 p.
- [10] VENKATASUBRAMANIAN, V.; RENGASWAMY, R.; YIN, K.; KAVURI, S.N., *A REVIEW OF PROCESS FAULT DETECTION AND DIAGNOSIS*. Part I: *Quantitative model-based Methods. Computers and Chemical Engineering* 27 (2003a), p.293-311.

[11] VENKATASUBRAMANIAN, V.; RENGASWAMY, R.; YIN, K.; KAVURI, S.N., *A review of process fault detection and diagnosis Part II: Qualitative model and search strategies. Computers and Chemical Engineering* 27 (2003b), p.313-326.

[12] VENKATASUBRAMANIAN, V.; RENGASWAMY, R.; YIN, K.; KAVURI, S.N., *A review of process fault detection and diagnosis Part III: Process history based methods. Computers and Chemical Engineering* 27 (2003c), p.327-346.