

Identificação de uma Unidade de Destilação Atmosférica e a Vácuo da Refinaria Gabriel Passos/ Petrobrás Utilizando Redes Neurais e Lógica Nebulosa

Carlos Henrique Morais Bomfim¹, Walmir Matos Caminhas²

¹REGAP-Petrobrás – Betim/MG

²Departamento de Engenharia Elétrica da UFMG – BH/MG

E-mails: carloshmb@petrobras.com.br, caminhas@eee.ufmg.br

Abstract

In an integrated petroleum company we have the need of taking important decisions concerning the production planning and program in order to maximize the profits. These tasks, production planning and program, demand mathematics models of the process plants. Using these models and with the support of mathematics programs is possible to choose the optimum production strategy or that one which fits better. In this work computer intelligence techniques (neural networks and fuzzy systems) were used to model one of the REGAP's process unit. To achieve this purpose sample datas from the unit were used to get process models. These models were addressed to provide us with the information concerning the operation quality and efficiency. Models were got and these models estimate products yields with enough accuracy when validated against actual data. The approach to model this process combines neural network with fuzzy system (used to define process variable not easy to measure directly such us quality of feedstocks and operation targets). Some important intermediate products had these qualities modeled too. The results show that the proposed methodology is a suitable alternative to be considered in distillation process modeling. In this article we will show the methodology to identify inference models of product qualities.

1. Introdução

Numa empresa integrada de petróleo uma das etapas de decisão importante para a maximização do lucro é o planejamento e programação da produção [1]. As fases principais dessa etapa são:

- identificar o mercado de petróleo e de seus derivados;
- decidir entre produzir petróleo de jazidas próprias, comprar petróleo no mercado ou trocar petróleo próprio por petróleo do mercado;
- alocar os petróleos pelas diversas refinarias;
- fazer o processamento dos petróleos nas diversas unidades da refinaria, obtendo os vários produtos intermediários possíveis;

- combinar os produtos intermediários obtidos de forma a produzir os produtos finais requeridos pelo mercado;
- fazer a entrega dos produtos nos vários mercados.

A fim de auxiliar esta tomada de decisão, são usados sistemas de programação matemática, em geral programação linear, nos quais são modelados os mercados, as unidades das refinarias e os sistemas de logística de movimentação de petróleo e derivados. Além destes modelos, são também usados os preços dos petróleos, derivados e custos de movimentação. O sistema de programação matemática irá então buscar a solução ótima para o problema que estará sendo resolvido. Este problema será a maximização de uma função objetivo de lucro ou a minimização de uma função de custo de suprimento de derivados de petróleo.

Uma outra etapa da gestão da produção importante é aquela referente ao processamento do petróleo nas unidades produtoras, a fim de otimizar a obtenção dos produtos intermediários [2] [3]. Esta otimização local da unidade está subordinada à etapa de planejamento e programação de produção, conforme descrito acima. Esta etapa também requer modelos da unidade que permitam a estimação das suas condições visando: verificar o custo de produção; a qualidade dos produtos; o valor da produção e o valor das variáveis da unidade tais como pressões, temperaturas e vazões de operação. Quando esta etapa é executada com a unidade em operação, a mesma é chamada de otimização em tempo real.

Para as duas etapas descritas acima, planejamento e programação de produção e otimização em tempo real, são necessários modelos de rendimentos das unidades. Com estes modelos busca-se responder a seguinte questão: dado um determinado petróleo e um objetivo de produção, quais são as condições de operação da unidade para se obter o objetivo de produção.

2. Caracterização do Petróleo e de seus derivados

O petróleo é um composto formado basicamente de hidrocarbonetos com algumas outras substâncias não desejáveis tais como compostos de enxofre, níquel e outros[4]. Estes hidrocarbonetos podem ser

principalmente de série parafínica, C_nH_{2n+2} , naftênicas, C_nH_{2n} , aromático e C_nH_{2n-6} . Para o processo de destilação atmosférica e vácuo que são operações físicas, interessam as propriedades dos hidrocarbonetos.

Para se avaliar ou caracterizar o petróleo e seus derivados são usadas algumas propriedades e alguns indicadores. Uma das características do petróleo é a sua curva de destilação. Esta curva pode ser obtida através de um processo de separação das frações. Neste processo são registradas a temperatura e o volume de frações específicas. A curva assim obtida é chamada de curva de destilação verdadeira ou PEV – Ponto de ebulição verdadeiro. Existem ensaios padronizados, sendo a padronização mais utilizada aquela estabelecida no âmbito da ASTM – “American Society for Testing Materials”. A ASTM padronizou alguns ensaios de acordo com a faixa de destilação de cada produto. Nestes ensaios se obtém também uma curva de destilação próxima da PEV. Esta padronização se deve ao fato da PEV ser um ensaio muito demorado e caro para se realizar. A curva de destilação ASTM é obtida a partir de um ensaio onde um determinado volume de petróleo é destilado em um equipamento padronizado e são registrados os valores da temperatura e do volume evaporado. Com esta informação define-se o rendimento máximo possível de cada produto para aquele petróleo específico. Na Figura 1 estão apresentadas a curva de destilação para vários petróleos

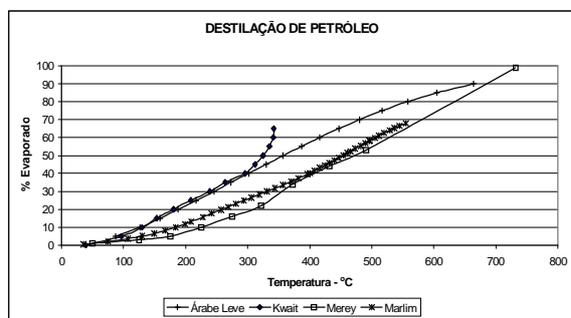


Figura 1 – Exemplo de curva de destilação de alguns tipos petróleos

Fonte : Environmental Technology Centre e CENPES/SUPESQ/DIQUIM/SETAV – 1998

Os derivados de petróleo são definidos em função de propriedades ou características padronizadas conforme mencionado acima. A característica que foi modelada neste trabalho é um dos pontos da curva de destilação. A Figura 2 apresenta as curvas de destilação para alguns derivados de petróleo. Tomando-se as temperatura mínimas e máximas de cada derivado da Figura 2 obtém-se na Figura 1 os percentuais evaporados para estas temperaturas. A diferença entre estes percentuais é o rendimento máximo que se pode obter daquele derivado quando se destila o petróleo em estudo.

3. Descrição de uma Unidade de Destilação de Petróleo

Uma das unidades envolvidas no processamento do petróleo é a unidade de destilação atmosférica e vácuo. Esta é a unidade de processo da refinaria na qual o petróleo é introduzido e iniciado o seu processamento. Numa refinaria de petróleo um item fundamental do ponto de vista de eficiência de operação é a definição do petróleo a ser processado e o que produzir a partir dele. Esta importância se deve ao fato de existirem vários tipos de petróleo com características distintas. Estas características exigem projetos específicos de plantas industriais para melhor adequá-la ao processamento dos mesmos [4][1].

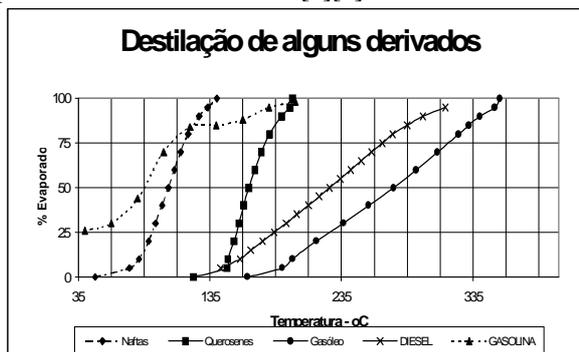


Figura 2 – Exemplo de curva de destilação de alguns derivados de petróleos

Fonte : Environmental Technology Centre e CENPES/SUPESQ/DIQUIM/SETAV – 1998

Uma unidade típica de destilação atmosférica e a vácuo possui como equipamentos principais: bateria de pré-aquecimento; dessalgadora; forno; sistema de geração de vácuo e torres fracionadoras. A Figura 3 mostra o diagrama de bloco típico de uma unidade de destilação atmosférica e a vácuo.

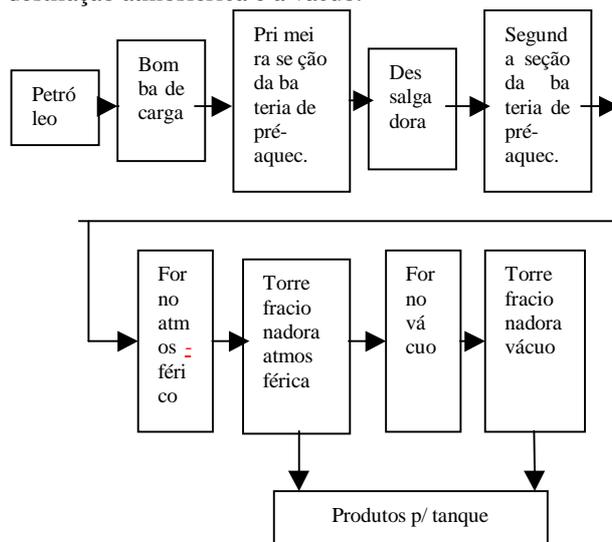


Figura 3 – Diagrama de Blocos de unidade de destilação atmosférica e a vácuo

No processo o petróleo é bombeado para a unidade e passa por uma série de trocadores de calor. Ao atingir

temperatura na faixa de 130°C ele passa pelo processo de dessalgação. Novamente o petróleo passa numa segunda série de trocadores de calor até chegar ao forno. No forno a temperatura é elevada ao nível adequado sendo então introduzido na torre de destilação ou fracionadora. Esta torre é mantida com pressão pouco acima da pressão atmosférica. Na torre fracionadora há um fluxo contracorrente das fases gasosa e líquida, onde ocorrem, através de equipamentos de contato (pratos ou recheios) a troca de massa e energia entre estas correntes, processando-se assim a destilação fracionada do petróleo. As frações mais pesadas não são vaporizadas e elas vão para o fundo da torre. As frações mais leves sobem através da torre. A temperatura ao longo da torre é reduzida através da remoção controlada de calor. A medida que a temperatura diminui as frações que constituem os vapores vão condensando, gerando líquidos que descem na torre. De acordo com a temperatura da região em que se encontram estes líquidos têm suas características definidas. No projeto da torre são definidos os pontos onde estes líquidos devem ser removidos da torre por terem atingido uma composição adequada ou definida como um produto/derivado de petróleo, tal como diesel, querosene, nafta ou outro.

O produto de topo da torre atmosférica é constituído de nafta leve, GLP e gás combustível. Este produto é submetido a um processo de separação em torres estabilizadoras para a recuperação dos derivados de acordo com sua utilização.

O produto de fundo da torre de atmosférica é bombeado para o forno da unidade de destilação à vácuo. Neste forno ele recebe calor e atinge a temperatura especificada para a destilação. Deste forno o efluente é introduzido na torre de vácuo. Esta torre tem sua pressão de topo mantida próximo a 10 mmHg, facilitando a vaporização dos componentes pesados. Nesta torre são produzidos produtos mais pesados tais como gasóleo e asfalto.

A torre fracionadora é o equipamento onde ocorre de fato a separação das frações do petróleo. O processo de destilação é um processo físico onde os diversos componentes são separados em função dos seus pontos de ebulição. Na torre fracionadora atmosférica o petróleo aquecido é introduzido no fundo (região chamada zona de "flash"). Nesta região ocorre uma expansão e os produtos leves passam à forma de vapor e sobem na torre. Como a temperatura na torre diminui no sentido do topo, devido às retiradas de calor e massa, os vapores vão perdendo, por condensação, as suas frações mais pesadas. A composição do condensado na torre varia em função da temperatura e, na fase de projeto, é determinada a posição em que este condensado atinge qualidades requeridas e assim se torna um produto. Nestas regiões são feitas as retiradas de produto. Estes produtos, ainda quentes, cedem calor ao petróleo na bateria de pré-aquecimento. Na torre de destilação atmosférica a pressão é mantida próxima da

pressão atmosférica. Enquanto que na torre de vácuo a pressão é mantida próxima de zero absoluto, normalmente entre 10 e 100 mmHG no seu topo.

A unidade de destilação atmosférica e a vácuo é modelada, no que diz respeito a modelos estáticos, através das equações físico-químicas do processo. Estes modelos são usados normalmente para o projeto da unidade, sendo precisos para esta finalidade. Estes sistemas são normalmente chamados de "simuladores de processo", podendo ser citado o HYSIM da Hyprotec. Para se reproduzir o desempenho de uma unidade real é necessário o ajuste das eficiências usadas no modelo. Alguns sistemas comerciais usam esta abordagem visando a otimização em tempo real da unidade. A vantagem desta abordagem é o uso de equações físico-químicas que faz com que o modelo não produza resultados inconsistentes. A desvantagem é o tempo de processamento e a possibilidade de não se obter a convergência do modelo.

4. Modelo de inferência de qualidade de produtos

O modelo estimará a qualidade de algumas correntes produzidas pela unidade e está baseado em dados de análise de laboratório e dados de operação da unidade. Um dos problemas para a formulação deste modelo é a definição de quais variáveis de operação determinam a qualidade do produto a cada instante na unidade. Associado a este problema tem-se ainda mais dois fatores importantes que dificultam a estimativa dos parâmetros deste modelo.

O primeiro fator está associado com o tempo de transporte existente entre a torre e o ponto de amostragem. A maioria dos produtos é amostrada distante da torre fracionadora, seja por limitações de temperatura alta ou pela presença de componentes tóxicos que são removidos em unidades de tratamento. Isto faz com que o produto amostrado num dado instante tenha sido produzido em condições que não são as medidas no momento da amostragem.

O segundo fator se relaciona ao tempo de resposta do sistema às perturbações. A qualidade do produto em determinado momento é função do transiente de operação da unidade. Com a unidade estável, a amostra retirada num ponto distante da torre é representativa da qualidade do produto que está sendo produzido nas condições atuais da torre. Caso a unidade esteja sob ação de um transiente operacional, seja nas temperaturas de operação, vazão de produto, pressão ou outro e a mesma ainda não tenha atingido uma condição estável, a amostra não será representativa do produto que está sendo produzido naquele instante.

Uma forma de minimizar esta influência é a integração das condições de operação da torre para um determinado período. Este processo é feito normalmente pelo uso da média das variáveis da torre. O período de tempo a ser usado é função dos tempos

de transporte, vazões usuais e volumes de acumulação disponíveis na unidade e é determinado caso a caso.

Um terceiro fator está ligado a forma de operação da unidade. O operador mantém na operação normal algumas variáveis independentes constantes o que prejudica a identificação do modelo. Para contornar este problema a solução é planejar vários experimentos o que prejudica a operação da unidade e contraria o propósito da metodologia aqui proposta que é usar dados normais de operação da unidade para a obtenção dos modelos.

Devido aos motivos apresentados, a escolha dos dados para o modelo de inferência de qualidade não é uma tarefa trivial. Para esta seleção foram aplicadas duas análises estatísticas: análise de correlações e análise de componentes principais.

Além das análises acima foi necessário se definir qual o tempo de média a ser usado para as variáveis envolvidas no modelo de inferência. Esta escolha foi baseada no conhecimento do processo [5] e em experiências anteriores. Este tempo de integração pode ser ajustado em função da análise do resultado da aplicação do modelo em tempo real.

5. Modelo de rendimentos de produtos

O modelo de rendimentos deverá apresentar a resposta para o problema de planejamento e programação da produção [Wagner, 1986] : escolhido determinado petróleo, conhecendo alguns limites mais importantes da unidade, por exemplo, temperatura de saída dos fornos, pressão máxima na bateria de pré-aquecimento, quais serão as condições de operação da unidade e quais os rendimentos de produtos serão obtidos.

Uma das variáveis de entrada é o petróleo. Esta é uma variável qualitativa que indicará para a rede neural artificial qual o potencial de fracionamento do petróleo na unidade que está sendo modelada.

A escolha das propriedades que irão determinar o valor desta variável qualitativa se baseia em propriedades ou características do petróleo. Estas propriedades são a curva de destilação do mesmo e o grau API do petróleo, que é uma medida de densidade. Estas propriedades são reconhecidas na área de refino como informações básicas para se conhecer os rendimentos possíveis de um determinado petróleo. A curva de destilação do petróleo está representada pelo volume recuperado ao se destilar o petróleo até a faixa de gásóleo pesado que é a última fração recuperada que não é incorporada no óleo combustível ou no asfalto. Além desta qualificação do petróleo individual uma outra consideração que deve ser feita é a estratégia de operação da unidade. Os petróleos não são normalmente processados separados e sim na forma de mistura dos mesmos. Desta forma além de se qualificar o petróleo também é necessário que se estabeleça um critério de mistura. Este critério, por se tratar de uma

propriedade aditiva [4], a solução dada foi fazer a ponderação do índice, usando o percentual com que cada petróleo participava da mistura que estava sendo processada naquele momento.

Estas duas informações de entrada do modelo são representadas por variáveis nebulosas trazendo informações qualitativas não exatas para o modelo.

6. Fundamentação teórica básica da Metodologia empregada

6.1 Redes neurais artificiais

Redes neurais têm sido pesquisadas e aplicadas em vários campos como alternativa a outras abordagens [6]. O fato de serem capazes de mapeamentos não-lineares fazem com que elas sejam viáveis para aplicações em modelagem de processos na área de petróleo [7] [8].

Na identificação serão usadas redes tipo perceptron multicamadas para modelagem do processo e para inferência de qualidade de produtos. No caso de inferência de qualidade haverá um pré-tratamento estatístico para seleção dos dados.

6.2 Sistemas nebulosos

O uso de sistemas nebulosos para esta aplicação se dá pela necessidade de classificação do petróleo que será processado na unidade e da estratégia de operação. O uso de uma variável qualitativa [9], como é o caso da variável nebulosa, substituirá a necessidade de análises de laboratório.

6.3 Correlações

A aplicação de estudos de correlações [10] é uma metodologia usada para a investigação de relação entre variáveis. Dado que uma variável x qualquer assuma um valor, existe uma esperança de que a variável y assumirá também um determinado valor que pode ser estimado. A precisão desta estimativa depende do quão relacionadas estão estas duas variáveis. A medida deste relacionamento é dada pelo coeficiente de correlação.

Esta medida estatística determinará a seleção inicial das variáveis que irão participar do modelo de inferência de qualidade. Este coeficiente por ser linear apresenta limitações no uso em sistemas não-lineares. Para atenuar este efeito serão criadas variáveis calculadas, com funções não-lineares, definidas a partir do conhecimento do processo [5], e calculado o coeficiente de correlação destas variáveis com a qualidade que se quer inferir. Este procedimento não é um substituto para um cálculo de correlação não-linear, porém o mesmo reduz a perda de informações que teríamos caso fossem mantidas apenas os dados diretamente coletados. Valores absolutos próximos a 1

indicam variáveis com correlação alta. Valor negativo significa correlação inversa das variáveis e valores positivos correlação direta [10].

6.4 PCA – Análise de Componentes Principais

Uma vez selecionado o conjunto de variáveis pelo método de correlação linear foi aplicada uma análise de componentes principais (PCA) [11] e [12], visando a redução do número de variáveis a serem usadas no modelo. PCA é um método estatístico multivariável cujo objetivo é: a partir de um conjunto de dados com p variáveis encontrar um conjunto de q índices não correlacionados. A importância destes índices é o fato dos mesmos não estarem correlacionados entre si de forma que os mesmos meçam as diferentes dimensões dos dados [12]. Um outro fator importante com estes índices é o fato dos mesmos mostrarem a dimensão da variação dos dados. Eles são ordenados com o primeiro índice indicando a maior variação, o segunda indica a segunda maior variação e assim sucessivamente. A partir destes índices é possível se recompor qualquer uma das variáveis originais.

7. Resultados obtidos

Após a aplicação da metodologia descrita acima foi obtido um modelo baseado em rede neural artificial para inferir o ponto 85% destilados do diesel pesado. O resultado do treinamento e da validação do modelo está mostrado na Tabela 1.

Tabela 1 – Treinamento e validação da rede neural

Treinamento com 320 amostras	
Média do erro	0,6
Desvio padrão	7,1
Total de pontos dentro REPRO	237
% total de pontos dentro REPRO	74
Validação com 38 amostras	
Média do erro	4,0
Desvio padrão	17,8
Total de pontos dentro REPRO	13
% total de pontos dentro REPRO	34

*REPRO : reprodutibilidade do método de análise, conforme ASTM D86.

A topologia da rede neural artificial empregada foi:

Número de entradas :	5
Número de saídas :	1
Função de ativação da camada de saída :	Função sigmoidal binária
Número de camadas escondidas :	2
Função de ativação das camadas escondidas :	Função sigmoidal bipolar
Número de nós das camadas escondidas:	10

8. Operação em tempo real

Após a identificação do modelo o mesmo foi colocado para operar em tempo real na unidade de Destilação Atmosférica e a Vácuo da REGAP. A Tabela 2 mostra o desempenho de um programa de inferência de qualidade de produtos tradicional em uso pela refinaria comparado com a inferência da mesma qualidade pela RNA desenvolvida neste trabalho. Estão apresentados nesta tabela o erro médio em relação ao resultado do laboratório e desvio padrão deste erro. A inferência usando a RNA mostra um erro de 1,45 °C , o qual significa 11% da envoltória de validação, menor do que o obtido com a metodologia tradicional.

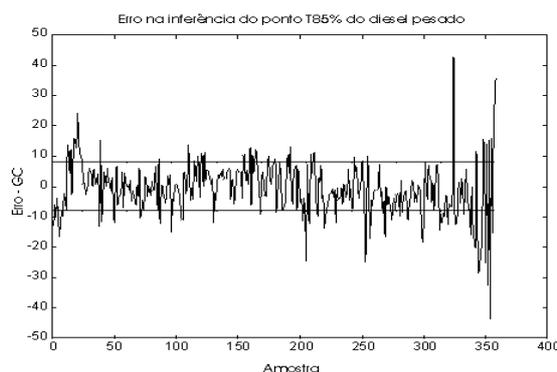


Figura 4 - Treinamento e validação da inferência da destilação ASTM D86 ponto 85% destilados do diesel pesado

Chama-se atenção para o fato da RNA não ter sido retrabalhada para obtenção de melhor precisão. Este retrabalho inclui reidentificação para a condição atual de operação que tem diferido muito daquela existente na época da coleta de dados e inclusão de novas variáveis. Num teste posterior com outras variáveis a RNA mostrou resultados melhores do aqueles apresentados aqui neste trabalho para a condição de operação atual da unidade. Em função deste resultado o sistema atual em uso está sendo adaptado para trabalhar com RNA's. Acrescenta-se ainda o fato desta rede estar hoje operando em tempo real e, com a adaptação do sistema de controle avançado citado, a mesma passará a fazer parte do controle de processo.

Tabela 2 – Comparação de desempenho modelo tradicional X RNA

	Programatual	RNA
Erro médio (°C)	8.84	7.39
Desvio padrão (°C)	5.90	5.99

9. Conclusão

Neste trabalho, técnicas de inteligência computacional foram empregadas para modelar uma das unidades de destilação atmosférica e vácuo da REGAP (Refinaria Gabriel Passos – Betim/MG). Para tal foram utilizados dados coletados na planta, visando a obtenção de um modelo que nos forneça a

eficiência dos equipamentos e a qualidade da operação. Com isto, foram obtidos modelos de rendimento e de qualidade de produtos com precisão adequada ao uso que se propôs para os mesmos.

A metodologia de modelagem adotada ajuda ao engenheiro encontrar as variáveis mais adequadas para uso nos modelos. Esta metodologia, para inferência de qualidade de produtos, está centrada na escolha das variáveis do modelo por métodos estatísticos, correlação e análise de componente principal.

As contribuições da metodologia proposta para inferência de qualidade de produtos são:

- estabelecimento de um processo de escolha de variáveis de entrada do modelo com base matemática;
- utilização de RNA como modelo ao invés da abordagem convencional baseada em balanços de massa e energia;
- redução do tempo computacional para inferência de qualidade, comparado à metodologia convencional.

A contribuição para o modelo de rendimentos inclui, além das vantagens citadas acima, o uso de variáveis nebulosas para trazer informações qualitativas para o modelo e sugestão de estratégia de atualização do modelo em tempo real baseado no erro conhecido da última estimativa.

Referências bibliográficas

- [1] Wagner, Harvey M., Pesquisa Operacional, 2a edição, Prentice-Hall do Brasil, 1986
- [2] Gardie, P., Vernet, P. e Glaisner, F. , “SOLVING CRUDE SCHEDULING AT BP LAVÉRA”, Hydrocarbon Engineering, pg 56-60, November 1998
- [3] Guercio, Rick, Hamatsu, Kazahiro, Hashimoto, Kinji, Kaneko, Ryuji e Miyagawa, Motohiko, "The refiners need for on-line optimization", Hydrocarbon Engineering, pg. 58-63, September/October, 1996
- [4] Nelson, W. L., Petroleum Refinery Engineering, 4ª Edição, McGraw-Hill Book Company, Inc., 1958
- [5] Golden, Scott, "Melhorando a Lucratividade da Operação de Refinarias: Um Retorno aos Conceitos Básicos", NPRA – National Petroleum Refiners Association, Encontro Anual de 1998
- [6] Braga, Antonio de P., Carvalho, André C. P. de L. Ferreira, e Ludemir, Teresa B., Fundamentos de Redes Neurais Artificiais, 11ª Escola de Computação, DCC/IM, COPPE/Sistemas, 1998
- [7] Thompson, Michael L., e Kramer, Mark A, "Modeling Chemical Processes Using Prior Knowledge and Neural Networks", AIChE Journal - Process Systems Engineering, Vol. 40, No. 8 , pg. 1328-1340 , Agosto 1994
- [8] Stephanopoulos, George, “Brief Overview of AI and Its Role in Process Systems Engineering”, Cache Monograph Series “ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN PROCESS SYSTEMS ENGINEERING”, Volume 1, CACHE Corp. 1990.
- [9] Lindskog, P., Fuzzy Identification from a Grey Box Modeling Point of View – Fuzzy Model Identification : Selected Approaches, editores Heendoorn, Hans e Driankov, Dimiter, 1ª Edição, Springer-Verlag Berlin Heidelberg New York , 1997
- [10] Costa Neto, Pedro Luiz de Oliveira, Estatística, São Paulo, editora Edgard Blücher, 1977
- [11] Jackson, J. Edward, A User's Guide to Principal Component Analysis, 1ª Edição, John Wiley & Sons, Inc. , 1991
- [12] Manly, Bryan F.J., Multivariable statistical methods: A primer, 1ª Edição, Chapman and Hall Ltd, 1986
- [13] Coit, David W., Jackson, Bonnie Turner e Smith, Alice E., “STATIC NEURAL NETWORK PROCESS MODELS: CONSIDERATIONS AND CASE STUDIES”, International Journal of Production Research, vol. 36, no. 11, pg 2953-2967, 1998.
- [14] Dong, D. e McAvoy, T.J., "NonLinear Principal Component Analysis – Based on Principal Curves and Neural Networks", Computers Chemical Engineering, Vol 20, No 1, pg 65-78, 1996
- [15] Lam, Sarah, Petri, Kimberly e Smith, Alice E., "Prediction and optimization of a ceramic casting process using a hierarchical hybrid system of neural networks and fuzzy logic," aceito para o IIE Transactions.
- [16] Neelakantam, R. e Guiver, J. , “Applying neural networks”, Hydrocarbon Processing, pg 91-96, September 1998.
- [17] Pedrosa, José Cláudio, Nascimento, Cláudio Augusto Oller do (orientador) , “Aplicação de redes neurais na análise de dados de processo de transferência de calor em tanques com agitação mecânica”, Tese de Doutorado, UnidEP - ESCOLA POLITECNICA USP, Imprensa São Paulo, 1999.
- [18] Standard Test Method for Distillation of Petroleum Products Atmospheric Pressure, Designation D 86 – 99ª
- [19] Suehiro, Ayako, Nascimento, Cláudio Augusto Oller do (orientador) , “Otimização de coluna de destilação pelo uso de redes neurais”, Dissertação de Mestrado, Imprensa São Paulo, 1998.
- [20] Twomey, Janet M. e Smith, Alice E., “Nonparametric Error Estimation Methods for Evaluation and Validating Artificial Neural Network Prediction Models”
- [21] Yamamoto, Carlos Itsuo, Nascimento, Cláudio Augusto Oller do (orientador) , “Modelagem matemática e otimização do processo industrial de síntese de amônia utilizando redes neurais”, Tese de Doutorado, UnidEP - ESCOLA POLITECNICA USP, Imprensa São Paulo, 1998
- [22] Créditos aos programas utilizados:
Pittnet.exe e Pittnet.cpp de :
Alice E. Smith, Ph.D., P.E.
<http://www.pitt.edu/~aesmith>
Pca.exe :
PETROBRAS/CENPES/GSOT