

8º CONGRESSO BRASILEIRO DE PESQUISA E DESENVOLVIMENTO EM PETRÓLEO E GÁS



TÍTULO DO TRABALHO:

Modelagem por inteligência artificial de um processo de tratamento de petróleo com tecnologia micro-ondas

AUTORES:

Ana Luiza Padilha Christofis, Marcelo Kaminski Lenzi, Alexandre Ferreira Santos

INSTITUIÇÃO:

Universidade Federal do Paraná

Este Trabalho foi preparado para apresentação no 8º Congresso Brasileiro de Pesquisa e Desenvolvimento em Petróleo e Gás- 8º PDPETRO, realizado pela a Associação Brasileira de P&D em Petróleo e Gás-ABPG, no período de 20 a 22 de outubro de 2015, em Curitiba-PR. Esse Trabalho foi selecionado pelo Comitê Científico do evento para apresentação, seguindo as informações contidas no documento submetido pelo(s) autor(es). O conteúdo do Trabalho, como apresentado, não foi revisado pela ABPG. Os organizadores não irão traduzir ou corrigir os textos recebidos. O material conforme, apresentado, não necessariamente reflete as opiniões da Associação Brasileira de P&D em Petróleo e Gás. O(s) autor(es) tem conhecimento e aprovação de que este Trabalho seja publicado nos Anais do 8ºPDPETRO.

MODELAGEM POR INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL DE UM PROCESSO DE TRATAMENTO DE PETRÓLEO COM TECNOLOGIA MICRO-ONDAS

Abstract

The limit value of 1% BS&W (basic sediments and water) required by refineries implies the separation of a great amount of water in the crude oil treatment. The coalescence of the dispersed droplets that leads to water separation is difficult due to formation of a stable water-in-crude oil emulsion. The presence of resins and asphaltenes in the crude oil constitutes an extra challenge to the water removal because of the enhancement of emulsion stability. It is estimated that 40% of the Brazilian crude oil reservoir include heavy crude oil, which is rich in high molar weight compounds such as asphaltenes. The currently used techniques allow the dehydration of these crude oils but generally demand large residence times and a considerable volume of chemicals. Recent investigations show that the use of microwaves makes the crude oil dehydration more efficient motivating further studies. The microwave irradiation is a clean technology, it is economically attractive and it does not demand large spaces, which is an advantage in case of crude oil platform operations. In this work a method for dehydration efficiency prediction was developed using computer simulation in order to contribute to the microwave treatment technology. The method consists in the modelling of efficiency versus applied energy and in the training of an artificial neural network, which connects the process measurable variables (bulk temperature, bottom temperature and pressure) to the residual water content. Experimental data available in the literature allowed the development and test of the models. The computer simulation brings advantages such as the separation efficiency prediction and the online monitoring, making the operation control easier. The adoption of the microwave technology in large scale will help to reduce the process time, especially in the case of the Brazilian heavy crude oils.

Introdução

A maioria dos poços de petróleo produz simultaneamente óleo e água, seja por condições de formação natural ou por efeito de métodos de produção. A existência das duas fases e de espécies que atuam como agentes emulsificantes leva à formação de emulsão estável quando o fluido é submetido a cisalhamento. No processo de produção do óleo cru, este cisalhamento ocorre quando a corrente passa por válvulas e equipamentos que provocam turbulência. As espécies que estabilizam a emulsão estão presentes na composição natural do petróleo e são principalmente asfaltenos e resinas, moléculas com elevada massa molar que contêm heteroátomos. Estas substâncias se posicionam na interface água/óleo formando um filme rígido que dificulta a coalescência e, conseqüentemente, a sedimentação das gotas da fase dispersa.

A quebra da emulsão de água em petróleo é de interesse industrial, chegando a ser uma exigência das refinarias. A remoção da água reduz o potencial de corrosão de tubulações e equipamentos e evita gastos desnecessários com o transporte. A quantidade de água na fase óleo aceita pelas refinarias brasileiras é de 1% de BS&W (do inglês, *basic sediments and water*), porcentagem a ser determinada pelo teste definido na ASTM D 96 ou similares (SCHRAMM, 1992). Sendo assim, faz-se necessária a existência de uma etapa intermediária à produção e ao refino. Esta etapa é chamada de tratamento primário e tem como foco a adequação do óleo extraído do poço às especificações exigidas.

Diversos tratamentos são utilizados para desestabilizar as emulsões água/óleo na etapa de desidratação. Podem ser citados como as opções mais adotadas atualmente os tratamentos gravitacional, térmico, químico e eletrostático. A eficiência dos processos depende das características do óleo processado. Normalmente óleos pesados, com menor grau API, possuem teores superiores de

espécies estabilizadoras, que dificultam as operações. Nesses casos, mesmo o uso das formas de tratamento convencionais combinadas, prática comum na indústria, pode demandar elevado tempo de residência e alta quantidade de produto químico. Em países como o Brasil, onde se estima que 40% da reserva é petróleo pesado, surge a necessidade de uma técnica complementar, motivando a pesquisa na área (TREVISAN *et al.*, 2009). Trabalhos recentes indicam que a aplicação de micro-ondas na etapa de tratamento primário pode tornar o processo mais eficiente (FORTUNY *et al.*, 2007; NOUR *et al.*, 2010; SANTOS, 2013a, 2013b; BINNER *et al.*, 2014).

A aplicação de micro-ondas sobre a emulsão promove seu aquecimento dielétrico. Esta transformação de energia eletromagnética em calor acontece devido à rotação de dipolo e à condução iônica. A rotação ocorre porque as moléculas que possuem dipolo permanente ou induzido se alinham sob a ação do campo elétrico. Quando este é removido, as moléculas retornam ao seu estado desordenado inicial liberando a energia absorvida na forma de calor. Um campo elétrico na frequência de 2,45 GHz, frequência normal de micro-ondas doméstico, oscila $4,9 \times 10^9$ vezes por segundo, levando ao aquecimento das moléculas. A condução iônica, por sua vez, diz respeito à geração de calor pelas perdas por fricção que ocorrem durante a migração de íons quando submetidos a um campo eletromagnético (STUERGA, 2002). Tendo em vista os mecanismos de aquecimento, é esperado que substâncias polares tenham alta taxa de absorção de micro-ondas, ao contrário de substâncias apolares. Então, pode-se afirmar que no caso de uma emulsão onde a fase contínua é óleo e a dispersa é água ocorrerá o aquecimento seletivo da fase dispersa. Este aquecimento apresenta vantagens se comparado com o convencional, sendo a principal delas a elevação acelerada da temperatura.

A viabilidade técnica do tratamento primário pela aplicação de micro-ondas foi comprovada experimentalmente por diversos autores. Fortuny *et al.* (2007) observaram eficiência semelhante a de operações reais de plantas de dessalgação (95-97%) com a aplicação de radiação micro-ondas por 15 minutos. Os resultados obtidos por Nour *et al.* (2010) utilizando um micro-ondas doméstico para avaliar o tempo de sedimentação da fase aquosa após a aplicação de radiação em bateladas de diferentes durações evidenciaram o aumento da eficiência em decorrência da aplicação de micro-ondas. Binner *et al.* (2014) concluíram que a separação após a aplicação de micro-ondas leva menos de um terço do tempo requerido para a separação da amostra sem tratamento. Santos (2013b) estudou o processo via micro-ondas contínuo seguido de sedimentação sob aquecimento convencional e, por análise estatística, provou que a etapa de sedimentação independe do histórico de desestabilização da emulsão, comprovando a viabilidade do uso de micro-ondas associado com outras formas de tratamento.

Como relatado, a literatura traz evidências do alto rendimento das operações de tratamento via micro-ondas. Entretanto, ainda não foram desenvolvidos modelos que representem adequadamente a operação. A modelagem matemática de uma operação contribui para sua previsibilidade, controle e otimização. Mesmo quando são consideradas todas as formas de tratamento primário os modelos são escassos e nem sempre representam com exatidão o processo. A complexidade dos processos de tratamento primário motiva a tentativa de modelagem pela aplicação das mais diversas técnicas. Entretanto, uma abordagem ainda não adotada nesta área é a modelagem por redes neurais artificiais. As redes funcionam através do processamento de dados usando paralelismo lógico, incluindo camadas com mais de um neurônio, combinado com operações seriais (LOESCH, 1996). Redes neurais artificiais constituem uma opção atrativa quando se trabalha com processos complicados, para os quais ainda não se possuem equações fenomenológicas consolidadas que os representem. Assim, este trabalho tem como objetivo o desenvolvimento de um modelo neural para a predição da eficiência do tratamento de petróleos por aplicação de radiação micro-ondas.

Metodologia

Os dados experimentais utilizados nesta dissertação são essencialmente oriundos da literatura. Tais trabalhos foram citados anteriormente (Fortuny et al., 2007; Santos, 2013a, 2013b). Por se tratarem de trabalhos do mesmo grupo de pesquisa (Universidade Tiradentes, Aracaju-SE), os experimentos seguem procedimentos padrões com alterações nas condições experimentais. Assim, têm-se dados de operações a diferentes temperaturas, teores de água inicial, salinidades, tempos de operação e para petróleos com diferentes características. Destes apenas os dados referentes à desestabilização de emulsões em batelada utilizando micro-ondas multimodo e salinidade nula foram selecionados para a modelagem.

O procedimento experimental iniciava com o preparo da emulsão pela agitação manual e posterior homogeneização com dispersor rotor-estator da mistura da fase óleo (petróleo homogeneizado) e da fase aquosa (água destilada). A distribuição do tamanho de gotas - DTG da fase dispersa, obtida por meio da técnica de difração a laser, comprovava a estabilidade da emulsão sintética. A emulsão estável seguia para a etapa de aplicação de radiação micro-ondas. O micro-ondas multimodo operava com potência máxima de 1400 W e frequência de 2,45 GHz. Durante a operação registrava-se a cada segundo as temperaturas de centro e fundo dos frascos, a pressão e a potência aplicada. Ao término do tratamento, uma amostra da fase óleo era coletada para determinação do teor de água residual pela titulação de Karl-Fischer. A eficiência de separação era, então, determinada de acordo com a Equação 1.

$$EF = \frac{TA_i - TA_f}{TA_i} \quad \text{Equação 1}$$

O desenvolvimento do modelo desta operação foi realizado no software Matlab R2014a. A escolha foi motivada pela facilidade de uso do software. O Matlab possui uma ampla biblioteca de funções matemáticas relacionadas com as Redes Neurais Artificiais, possibilitando a criação, o treinamento e o teste de redes com comandos simples.

Como citado anteriormente, as variáveis (temperaturas de centro e de fundo, pressão e potência) eram registradas a cada segundo ao longo da operação. Por outro lado, os dados de eficiência só eram obtidos no término do processo devido à configuração do equipamento (sistema fechado). Assim, o comportamento da eficiência ao longo da operação teve de ser estimado com base em dados de experimentos de diferentes tempos de residência. Desta forma, o volume do conjunto de dados disponível ficou de magnitude adequada para a geração das redes neurais. A preparação dos dados consistiu na normalização e posterior divisão deles em dois grupos: dados para treinamento e dados para teste. Todas as redes desenvolvidas foram treinadas com o mesmo conjunto de dados para treinamento e testadas com o mesmo conjunto de dados para teste.

As redes neurais desenvolvidas são redes *feedforward perceptron* de múltiplas camadas (MLP – *multilayer perceptron*). O treinamento das redes ocorreu a partir do algoritmo de retropropagação do erro (*back-propagation*). Adotou-se na etapa de treinamento o método de Levenberg-Marquardt, reconhecido pela sua precisão e velocidade de convergência (LIU, 2010). Como função de ativação adotou-se a tangente hiperbólica porque, de acordo com Haykin (1999), em geral as redes aprendem mais rapidamente quando a função de ativação é antissimétrica (tangente hiperbólica) do que quando a função é não-simétrica (logística).

A avaliação do desempenho do modelo e a comparação entre redes foram realizadas com base no valor da raiz do desvio quadrático médio (rmsd - *root mean square deviation*).

$$rmsd = \sqrt{\frac{\sum (y_{experimental} - y_{rede})^2}{N}} \quad \text{Equação 2}$$

Em termos de arquitetura, optou-se por se trabalhar com apenas uma camada oculta. Como a resposta que se deseja obter com a rede é a eficiência do processo, a camada de saída da rede possui

apenas um neurônio. As entradas da rede, por outro lado, não foram pré-estabelecidas, sendo função da influência de cada variável no modelo. As entradas e o número de neurônios da camada oculta foram parâmetros definidos após a comparação do erro resultante de redes com diferentes arquiteturas.

Resultados e Discussão

Na determinação da quantidade de neurônios da camada oculta trabalhou-se com redes contendo as quatro variáveis mensuráveis como entradas. As etapas de treinamento e teste foram realizadas para diferentes quantidades de neurônios na camada oculta. Estabeleceu-se como critério de seleção do número de neurônios o menor valor possível sem que houvesse comprometimento no ajuste da rede. Em termos de erro, valores inferiores a 0,01 foram considerados satisfatórios. Assim, definiu-se que a camada oculta deveria conter 5 neurônios para o desenvolvimento das demais redes.

O erro da etapa teste resultante da rede neural com 5 neurônios na camada oculta foi um mínimo, ou seja, foi inferior aos erros das redes com um neurônio a menos e com um neurônio a mais. Isto ocorre porque a quantidade de neurônios inferior ao ideal não possibilita a reprodução adequada do processo pela rede. Por outro lado, a adição de mais neurônios do que o ideal leva a rede ao sobreajuste, ou seja, ao ajuste até mesmo das incertezas dos dados de treinamento, piorando a resposta da rede na etapa de teste.

A definição das variáveis de entrada também foi realizada por comparação do erro da etapa teste de diferentes redes. Foram criadas redes para diversas combinações de entradas e os erros referentes às redes foram comparados. A combinação de entradas que resultou no menor erro foi a que considerava a temperatura de centro, a temperatura de fundo e a pressão (Rede 1, com 5 neurônios na camada oculta). A resposta da rede selecionada se ajustou ao valor de eficiência esperado com elevada correlação ($r^2=0,9994$). A Figura 1 ilustra a paridade entre as eficiências experimental e calculada pela Rede 1.

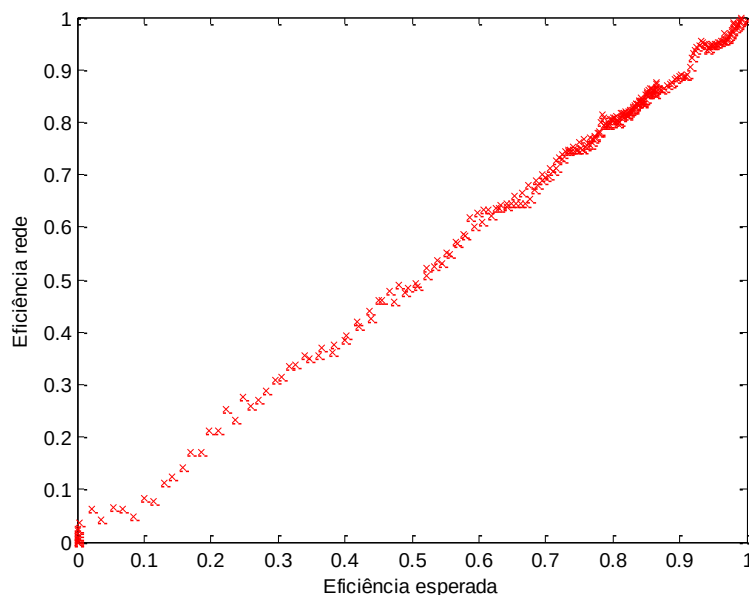


FIGURA 1. RESPOSTA DA REDE NEURAL ARTIFICIAL: REDE 1.

A relevância das temperaturas no processo era algo esperado pela relação direta com a redução da viscosidade, contribuindo para a coalescência das gotas da fase dispersa. Ainda, a diferença entre as temperaturas de topo e de fundo é um indicativo da variação da composição da emulsão ao longo da amostra, permitindo o acompanhamento da sedimentação da fase aquosa. A pressão também é uma

variável termodinâmica importante que se mostrou essencial para a resposta satisfatória das redes. Os experimentos foram iniciados sob pressão de aproximadamente 20 bar com o objetivo de representar as condições reais de operação em unidades de tratamento. Em decorrência das modificações do sistema ao longo dos experimentos a variação da pressão chegou a atingir valores superiores a 10 bar. Esta variação é bastante significativa e possui impacto direto sobre a eficiência de separação.

A incerteza do modelo foi calculada pela diferença entre o valor experimental e a resposta da rede. No processo de modelagem, assume-se que as incertezas têm uma distribuição normal. Essa condição foi verificada com a análise do histograma de frequência das incertezas, conforme apresentado na Figura 2. Além das incertezas serem baixas, confirmou-se que as incertezas estão distribuídas normalmente.

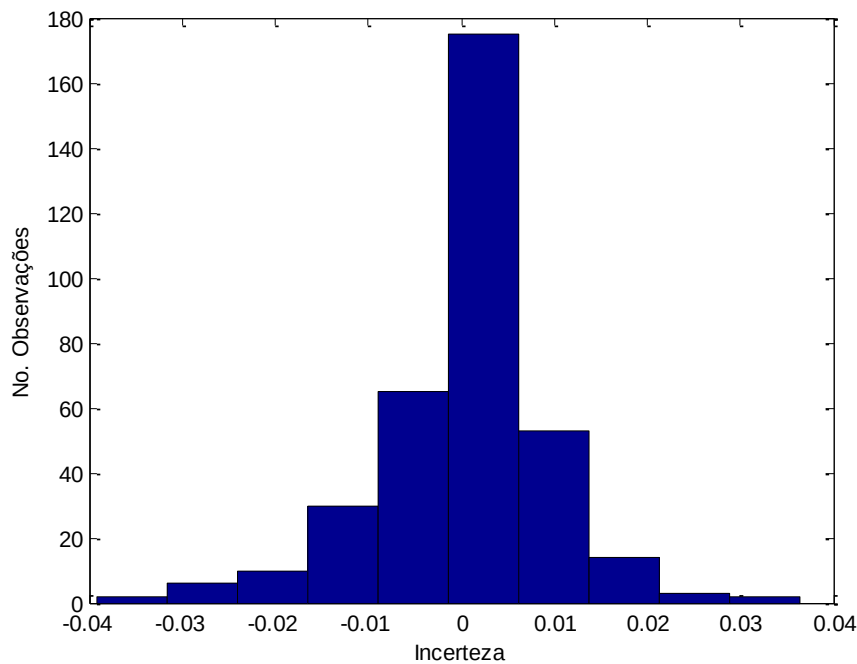


FIGURA 2. HISTOGRAMA DE FREQUÊNCIA DAS INCERTEZAS DA REDE NEURAL (REDE 1).

Os dados utilizados para treinamento e teste das redes eram de dois experimentos distintos. As Figuras 3 e 4 mostram o comportamento das variáveis de entrada e o da variável de saída, esperado e calculado pela rede, ao longo da operação. As condições dos experimentos citados estão descritas na Tabela 1.

TABELA 1. CONDIÇÕES EXPERIMENTAIS

	Experimento 1	Experimento 2
Temperatura	150 °C	180 °C
Pressão	20 bar	20 bar
Fase aquosa	Água destilada	Água destilada
Teor de água inicial	45%	45%

Comparando as Figuras 3 e 4, verifica-se que o experimento 1 ao ser conduzido sob menor temperatura, resulta em menor eficiência de separação. Em ambos os experimentos, observa-se a superação da temperatura do fundo do frasco em relação à temperatura do centro do frasco. Este cruzamento de temperaturas está associado à formação de água livre no fundo do frasco, como

consequência da sedimentação da água emulsionada durante o processamento. Nos dois experimentos, a rede neural foi capaz de monitorar a evolução da eficiência de separação com alta precisão.

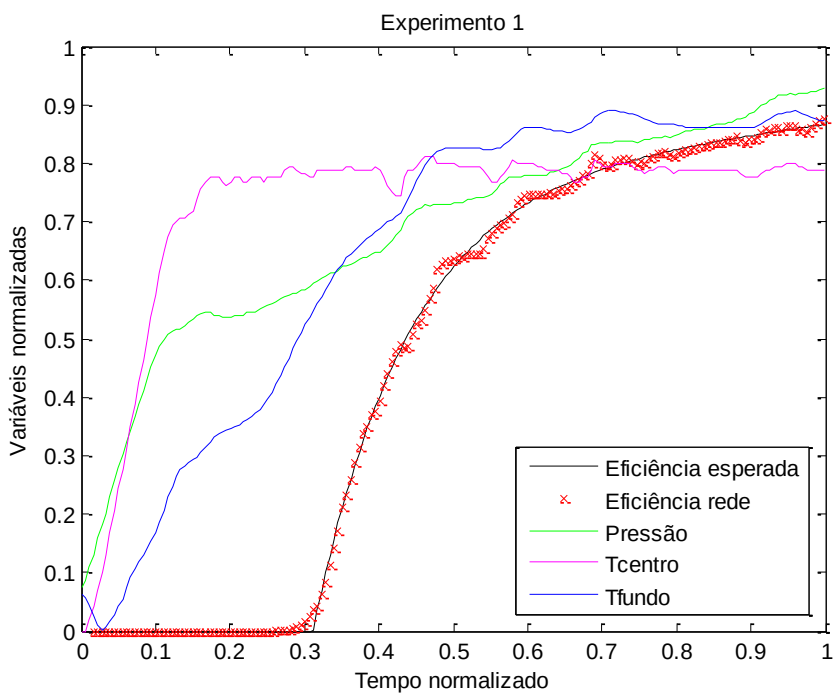


FIGURA 3. COMPORTAMENTO DAS VARIÁVEIS DE ENTRADA E DA VARIÁVEL DE SAÍDA, ESPERADO E CALCULADO PELA REDE 1, AO LONGO DO EXPERIMENTO 1.

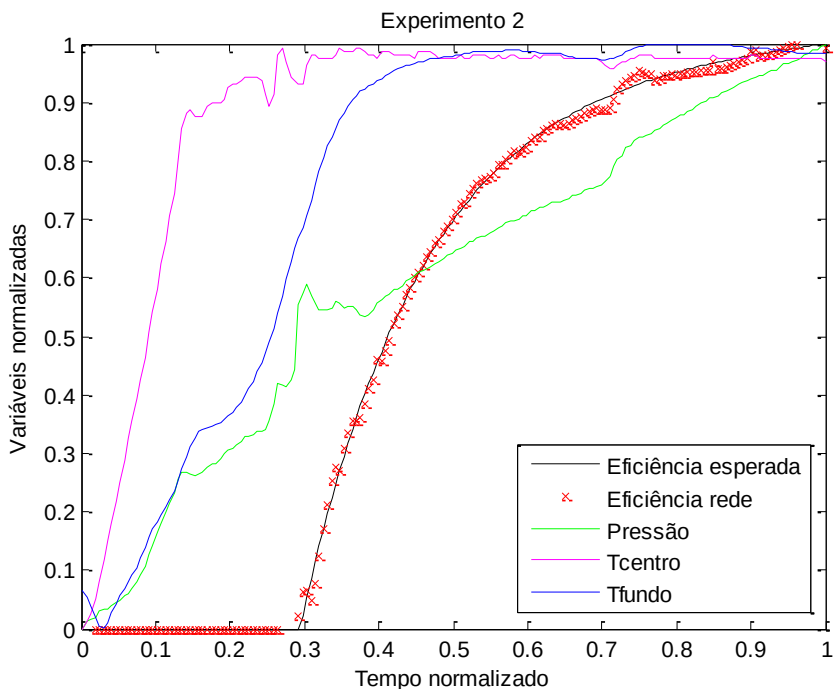


FIGURA 4. COMPORTAMENTO DAS VARIÁVEIS DE ENTRADA E DA VARIÁVEL DE SAÍDA, ESPERADO E CALCULADO PELA REDE 1, AO LONGO DO EXPERIMENTO 2.

Conclusões

O tratamento da emulsão de petróleo e água via micro-ondas aparece no cenário atual como uma opção promissora. Após relatos do sucesso da técnica na literatura, havia ainda a necessidade da criação de um modelo capaz de relacionar as variáveis mensuráveis ao longo do processo com a eficiência do mesmo. A modelagem por redes neurais artificiais possibilitou a estimação da eficiência de forma satisfatória ($r^2=0,9994$). A comparação do resultado de modelos neurais gerados a partir de diferentes entradas evidenciou a influência significativa da temperatura de centro, da temperatura de fundo e da pressão na eficiência da operação. O modelo desenvolvido possibilita o planejamento e o controle da operação, sendo assim uma ferramenta importante para a futura adoção da tecnologia de tratamento primário via micro-ondas em escala industrial.

Agradecimentos

Os autores agradecem ao Programa de Pós Graduação em Engenharia Química (PPGEQ), UFPR, e o apoio financeiro da ANP, PRH-ANP/MME/MCT (PRH24), e da CAPES.

Referências Bibliográficas

- BINNER, E.R., *et al.* Investigation into the mechanisms by which microwave heating enhances separation of water-in-oil emulsions. **Fuel**, v. 116, p. 516-521, 2014.
- FORTUNY, M., *et al.* Effect of Salinity, Temperature, Water Content, and pH on the Microwave Demulsification of Crude Oil Emulsions. **Energy & Fuels**, v. 21, p. 1358-1364, 2007.
- HAYKIN, S. **Neural networks: a comprehensive foundation**. 2. ed. New Jersey: Prentice- Hall, 1999.
- LIU, H. On the Levenberg-Marquardt Training Method for Feed-Forward Neural Networks. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON NATURAL COMPUTATION, 2010.
- LOESCH, C., SARI, S. **Redes Neurais Artificiais Fundamentos e Modelos**. Blumenau: Editora da FURB, 1996.
- NOUR, A.H., *et al.* Demulsification of Water-in-Crude Oil (W/O) Emulsion by using Microwave Radiation. **Journal of Applied Sciences**, v. 10, n. 22, p. 2935-2939, 2010.
- SANTOS, D. **Estratégias de aplicação de micro-ondas em unidades multimodo e monomodo para quebra de emulsões de petróleo**. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Processos), Universidade Tiradentes, Aracaju, 2013.
- SANTOS, W. L. **Desestabilização contínua de emulsões de petróleo a alta pressão via micro-ondas**. Tese (Doutorado em Engenharia Química) - Departamento de Engenharia Química, Universidade Estadual de Maringá, Maringá, 2013.
- SCHRAMM, L.L. **Emulsions – Fundamentals and Applications in the Petroleum Industry**. Washington: American Chemical Society, 1992.
- STUERGA, D., DELMOTTE, M. **Microwaves in Organic Synthesis**. Weinheim: Wiley-VCH Verlag GmbH & Co. KGaA, 2002.
- TREVISAN, O. V., *et al.* Elements of a Heavy Oil Technology Development Program, 2009. Disponível em: <www.ige.unicamp.br>. Acesso em: 28/04/15.