

APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS NA AVALIAÇÃO DO COMPORTAMENTO DA CORROSÃO EM LIGAS Co-Mo

M. S. A. Emerenciano, R. A. C. Santana, R. P. Brito, L. G. S. Vasconcelos

Unidade Acadêmica de Engenharia Química / Universidade Federal de Campina Grande, Av. Aprígio Veloso, 882, CEP: 58109-970, Paraíba, marianela_araujo@yahoo.com.br.

Resumo- Através de uma neural artificial (RNA) modelou-se o comportamento da corrosão em ligas Co-Mo, obtidas através de eletrodeposição. Os resultados obtidos pela RNA foram comparados com os dados obtidos pelo planejamento experimental. A rede neural foi estruturada por 2 neurônios na primeira camada, representando os parâmetros densidade de corrente e agitação mecânica, 6 e 5 neurônios nas camadas intermediárias (ocultas), respectivamente, e 2 neurônios na camada de saída, os quais representavam a eficiência catódica e a resistência à corrosão. A RNA utilizada neste trabalho simulou com sucesso os dados obtidos utilizando o planejamento experimental.

Palavras-chave: Redes Neurais; liga Co-Mo; corrosão;

Área do Conhecimento: Engenharia química

Introdução

A corrosão é um problema freqüente e ocorre em diversas atividades como, por exemplo, nas indústrias químicas e petroquímicas, construção civil e automobilística, meios de transportes (aéreo, ferroviário, metroviário, marítimo e rodoviário), meios de comunicação (sistemas de telecomunicação), dentre outras, trazendo como conseqüências não somente prejuízos econômicos, mas também, pode causar graves acidentes tanto para o homem quanto para a natureza, provocando incêndios e contaminação (SANTANA, 2003).

Redes Neurais Artificiais (RNAs), ou simplesmente redes neurais, é uma área da inteligência artificial que se baseia no funcionamento do cérebro humano, uma vez que este é capaz de receber continuamente informações, percebê-las e tomar decisões apropriadas rapidamente. O cérebro é um computador (sistema de processamento de informação) altamente complexo, não-linear e paralelo (HAYKIN, 2001).

Os constituintes estruturais do cérebro são os neurônios. E nas redes neurais, os neurônios artificiais são as principais unidades de processamento e, portanto, são fundamentais para o seu funcionamento.

O processo de aprendizagem é de suma importância para uma rede neural, pois é através da habilidade de aprender a partir de seu ambiente e da melhoria de seu desempenho através da aprendizagem que ela pode fornecer resultados convenientes. Para tanto, se faz necessário que a rede neural passe por uma fase de treinamento, onde seus pesos são ajustados de forma que ela se adapte aos diferentes estímulos de entrada; é durante esta fase de treinamento

que ocorre o seu aprendizado (BAUGHMAN; LIU, 1995).

As redes neurais de múltiplas camadas têm sido aplicadas com sucesso para resolver diversos tipos de problemas difíceis, através do treinamento supervisionado com o algoritmo de retropropagação do erro, um algoritmo popularmente conhecido baseado na regra de aprendizado por correção de erro. A aprendizagem por retropropagação consiste em uma fase de treinamento em dois passos: forward e backward. No passo forward, um padrão é apresentado à camada de entrada e se propaga para frente através da rede, camada por camada, até uma saída ser gerada pela rede. No passo backward, a saída obtida é comparada com a desejada para um padrão particular. Se a diferença for menor que uma tolerância pré-estabelecida, o processo é finalizado; caso contrário, o erro é retropropagado a partir da camada de saída até a camada de entrada, nesse passo os pesos vão sendo recalculados através da técnica gradiente descendente (FREEMAN; SKAPURA, 1991).

Dessa forma, vamos utilizar redes neurais artificiais (RNAs) para modelar o comportamento da corrosão em ligas Co-Mo. Os parâmetros avaliados serão a eficiência catódica e a resistência à corrosão, ambas em função da densidade de corrente e da agitação mecânica. E ainda, comparar os resultados obtidos pelas RNAs com o planejamento experimental realizados em trabalhos anteriores (SANTANA et al., 2007).

Materiais e Métodos

A criação e treinamento da rede neural foram realizados com a utilização do software Matlab 7.0. Os dados experimentais para o treinamento da

rede foram obtidos através do planejamento fatorial 2². A Tabela 1 mostra as variáveis utilizadas no planejamento fatorial, suas codificações e os níveis reais para cada variável. Os resultados da eficiência de deposição e da resistência à corrosão foram inseridos na matriz de planejamento. Cada variável independente foi investigada para um nível alto (+1) e um baixo (-1). Os experimentos do ponto central (0) foram incluídos na matriz e na análise estatística, para identificar o efeito de cada variável em função da eficiência catódica e da resistência à corrosão [6].

Todos os resultados experimentais foram retirados de trabalho anterior (SANTANA, 2007).

Tabela 1 – Níveis reais e codificados das variáveis do planejamento fatorial 2² da liga Co-Mo

Variáveis	Níveis		
	- 1	0	+1
Densidade de corrente (mA/cm ²)	10	30	50
Agitação Mecânica (rpm)	10	35	60

Resultados

A Tabela 2 é a matriz do planejamento fatorial utilizado no processo de otimização dos parâmetros do banho do sistema de eletrodeposição, na qual foram inseridos os resultados da eficiência de deposição e da resistência à corrosão.

Tabela 2 – Matriz de planejamento fatorial 2² da liga Co-Mo

Exp.	Densidade de Corrente (mA/cm ²)	Agitação Mecânica (rpm)	Eficiência (%)	R _p (ohm)	% Co*	% Mo*
01	-1 (10)	-1(10)	29	3580	62	38
02	+1(50)	-1(10)	21	2180	65	35
03	-1(10)	+1(60)	46	2790	67	33
04	+1(50)	+1(60)	22	952	63	37
05	0(30)	0(35)	28	1830	64	36
06	0(30)	0(35)	27	1690	63	37
07	0(30)	0(35)	27	1650	63	37

*Porcentagem em peso do metal

Os dados de entrada e saída para a rede neural em estudo estão dispostos na Tabela 2. A entrada da rede neural é uma matriz 7X2 contendo os valores da densidade de corrente (mA/cm²) e da agitação mecânica (rpm). A saída da rede neural, também uma matriz 7X2, é a eficiência catódica (%) e a resistência à corrosão (ohm).

No treinamento de uma rede neural é recomendado que os valores de entrada e saída sejam normalizados para uma faixa finita [0, 1] ou [-1, +1]. Assim, como podemos observar os valores de entrada e saída em estudo encontram-se fora dessa faixa, com isso tais dados foram

normalizados dentro dessa faixa com o uso da equação (1), a seguir:

$$x_{i,norm} = \frac{x_i}{x_{i,max}} \quad (1)$$

Com isso, cada variável x_i foi normalizada no conjunto de dados entre 0 e 1 pela divisão de cada valor pelo máximo valor daquela variável. A Tabela 3 mostra os valores normalizados.

Tabela 3 – Matriz de planejamento fatorial 2² da liga Co-Mo, com dados normalizados

Exp.	Densidade de Corrente (mA/cm ²)	Agitação Mecânica (rpm)	Eficiência (%)	R _p (ohm)	% Co*	% Mo*
01	0.2	0.167	0.630	1	62	38
02	1	0.167	0.456	0.609	65	35
03	0.2	1	1	0.779	67	33
04	1	1	0.478	0.266	63	37
05	0.6	0.583	0.609	0.511	64	36
06	0.6	0.583	0.587	0.472	63	37
07	0.6	0.583	0.587	0.461	63	37

Assim, a rede foi criada e treinada com o uso do algoritmo de retropropagação, composta por quatro camadas, sendo a camada de entrada com dois neurônios os quais representavam a

densidade de corrente e a agitação mecânica, a primeira camada oculta com 6 neurônios, a segunda camada oculta com 5 neurônios e a camada de saída com dois neurônios,

representando a eficiência catódica e a resistência à corrosão. A rede neural apresentou resultados satisfatórios, apresentando maior erro percentual

de 2.07% para a eficiência catódica e 2.38% para a resistência à corrosão, tais resultados encontram-se na Tabela 4.

Tabela 4 - Valores obtidos após o treinamento supervisionado da rede neural

Entrada		Saída desejada		Saída gerada pela rede		Erro Percentual	
Densidade de corrente (mA/cm ²)	Agitação Mecânica (rpm)	Eficiência (%)	Rp (ohm)	Eficiência (%)	Rp (ohm)	Eficiência (%)	Resistência (%)
0.2	0.167	0.630	1	0.6310	0.9762	0,16	2,38
1	0.167	0.456	0.609	0.4557	0.6092	0,06	0,03
0.2	1	1	0.779	0.9793	0.7809	2,07	0,24
1	1	0.478	0.266	0.4782	0.2657	0,04	0,11
0.6	0.583	0.609	0.511	0.6094	0.5109	0,06	0,02

Discussão

Com a utilização das redes neurais foi possível plotar as superfícies de respostas para a liga Co-Mo, a fim de fazer uma comparação dos seus resultados com os resultados do planejamento experimental na avaliação do comportamento da corrosão.

Efeito da densidade de corrente

A Figura 1 mostra a superfície de resposta para a eficiência catódica em função da densidade de corrente e da agitação mecânica, com os resultados obtidos pela rede neural.

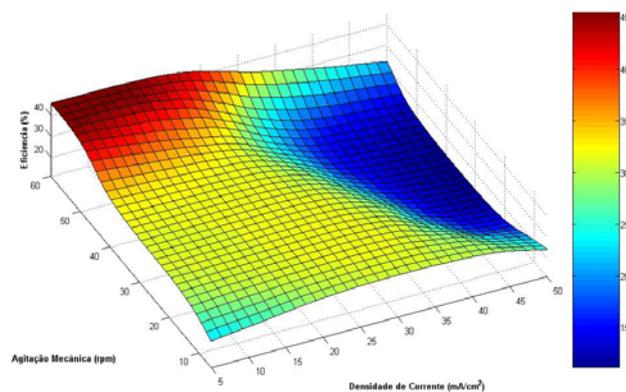


Figura 1 - Superfície de resposta da eficiência catódica do sistema em função da densidade de corrente e da agitação mecânica.

Observou-se que para baixos valores de densidade de corrente podem-se obter ligas de Co-Mo com maior eficiência catódica, em torno de 45%; resultados semelhantes foram obtidos para os resultados utilizando o planejamento experimental, Figura 2.

Com relação à resistência à corrosão, temos na Figura 3 que o melhor resultado é obtido para

menores valores de densidade de corrente e agitação mecânica.

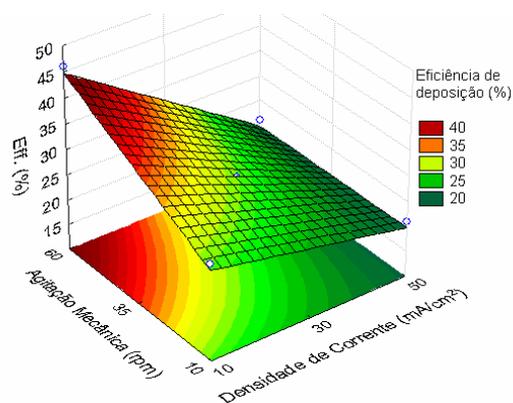


Figura 2 - Superfície de resposta da eficiência catódica do sistema em função da densidade de corrente e da agitação mecânica.

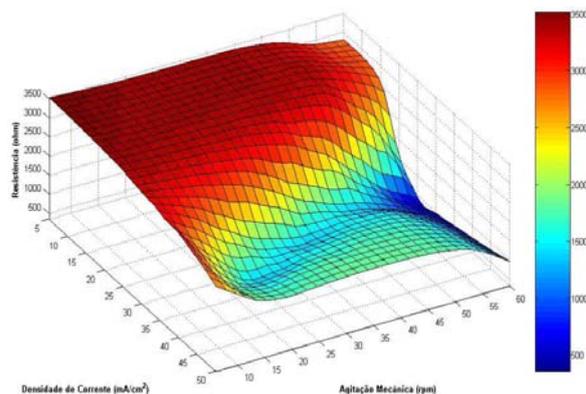


Figura 3 - Superfície de resposta da resistência de polarização do sistema em função da densidade de corrente e da agitação mecânica.

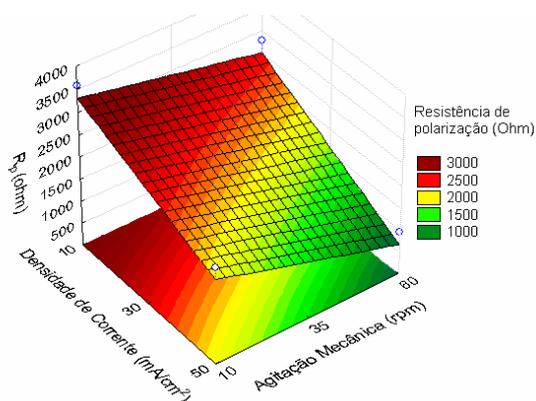


Figura 4 - Superfície de resposta da resistência de polarização do sistema em função da densidade de corrente e da agitação mecânica.

Efeito agitação mecânica

A agitação mecânica foi estudada na faixa de 10-60 rpm. Observou-se que o melhor resultado para a eficiência catódica (Figura 1) foi para o valor de agitação mecânica de 60 rpm. Já o melhor resultado para a resistência à corrosão (Figura 3) aconteceu para uma menor agitação mecânica associada a uma menor densidade de corrente, com um valor de 3500 mA/cm². Resultados semelhantes para ambos os casos foram obtidos por Santana (2007), o que são mostrados nas Figuras 2 e 4

Conclusões

Os estudos realizados mostraram que a rede neural utilizando algoritmo de retropropagação, composta por duas camadas ocultas com 6 e 5 neurônios em cada camada oculta, descrita para o problema de avaliação do comportamento da corrosão para as ligas Co-Mo apresentou excelente desempenho, uma vez que o erro percentual máximo encontrado foi de 2.38% para a resistência à corrosão e 2.07% para a eficiência catódica.

A análise para os resultados dos parâmetros em estudo, eficiência catódica e resistência à corrosão, também apresentaram excelentes resultados, similares aos conseguidos através do planejamento experimental, o que indica que as redes neurais podem ser aplicadas com certo grau de confiança para problemas de avaliação do comportamento da corrosão das ligas de Co-Mo.

Referências

- BAUGHMAN, D.R.; LIU, Y.A.. Neural Networks in Bioprocessing and Chemical Engineering. Academic Press, inc. United States of America, 1995.

- FREEMAN, J.A.; SKAPURA, D.M.. Neural Networks: Algorithms, applications and programming techniques. Addison-Wesley Publish Company, 1991.

- HAYKIN, S.. Redes Neurais: Princípios e prática. Tradução: Paulo Martins Engel. Bookman, 2ª edição. Porto Alegre, 2001.

- SANTANA, R.A.C.. Desenvolvimento de ligas especiais resistentes à corrosão para o revestimento de dutos, reservatórios e equipamentos ligados ao petróleo e derivados. Dissertação (Mestrado em Engenharia Química) - Departamento de Engenharia Química, Universidade Federal de Campina Grande, 2003.

- SANTANA, R.A.C.; OLIVEIRA, A.L.M.; CAMPOS, A.R.N.; PRASAD, S.. Otimização das condições operacionais para eletrodeposição da liga Co-Mo, utilizando planejamento experimental. Revista Eletrônica de Materiais e Processos, 2007, p. 2.

- SANTANA, R.A.C.. Otimização do processo de eletrodeposição das ligas Co-Mo e Ni-Co-Mo para mitigar o efeito da corrosão. Tese (Doutorado em Engenharia de Processos) - Departamento de Engenharia de Processos, Universidade Federal de Campina Grande, 2007.