

Uso de uma rede neural artificial para previsão do volume de lodo gerado em estações de efluente têxtil: um estudo de caso

Paulo Bousfield¹, Jéssica C. S. Silva² Lorival Chapuis³

^{1,2} Departamento de Engenharias, Exatas e Tecnológicas, Administração – Universidade da Região de Joinville (UNIVILLE) – ³Instituto Superior Tupy-SOCIESC - Joinville, SC - Brasil

paulo.bousfield@univille.br, jessica.caroline@univille.br,
lorival.ecp@gmail.com

Abstract. *The main objective of this study is the development of an intelligent system for estimating the quantity of mud generated by an Effluent Treatment Station (ETS) at a Textile Industry; using the artificial neural networks (ANNs). The efficiency of removing the potential ETS pollutant was analyzed through a study of the main components, verifying if the organic parameter color and material require more studies, and alternatives to reduce their concentrations, in accordance with current legislation. The creation of an ANN involved the drawing up of a database, through a series of data from 2002 up to 2007 of the parameters analyzed by the company and the mud volume (in m³) generated after effluent treatment. Aimed at obtaining an ANN of good generalization capacity, a series of feedforward architecture were elaborated; the supervised learning and the backpropagation algorithm, for the purpose of finding the number of neurons in the concealed layer. The outcome of the tests was based on the mean quadratic error and the linear regression of the results obtained from the network prediction. It was evident that the use of ANNs for modeling effluent treatment stations, are adequate and are highly relevant in improving the process modeling techniques.*

Resumo. *Este trabalho tem como objetivo principal o uso de uma Rede Neural Artificial para prever a quantidade de lodo gerado pela Estação de Tratamento de Efluentes (ETE) de uma Indústria Têxtil da cidade de Joinville-SC, utilizando o aprendizado conexionista. O volume de água utilizado nos processos fabris da indústria têxtil culmina no grande volume de efluente. Este trabalho é importante por que visa à redução do lodo gerado na estação de tratamento de efluentes de modo a minimizar o passivo ambiental gerado pelo acondicionamento deste material nos aterros. Foi analisada a eficiência de remoção do potencial poluente da ETE mediante a análise de componentes principais (ACP), verificando-se que o parâmetro cor e matéria orgânica requerem mais estudos e alternativas de redução das suas concentrações, embora estejam de acordo com a legislação vigente. Para a confecção da Rede Neural Artificial (RNA) foi elaborado um banco de dados através das séries históricas (de 2002 a 2007) dos parâmetros que a empresa analisa diária e semanalmente e do volume de lodo (m³) gerado após o tratamento do efluente. A fim de obter uma RNA com boa capacidade de generalização foi elaborada uma série de testes com arquitetura feedforward, o aprendizado*

supervisionado e o algoritmo backpropagation, tudo com o objetivo de encontrar o número de neurônios na camada oculta. O êxito dos testes foi baseado no resultado do erro quadrático médio e a regressão linear dos resultados obtidos de predição da rede. Ficou evidente que o uso de técnicas alternativas como a do aprendizado conexionista, neste caso as RNAs para modelagem de estações de tratamento de efluente, é adequado e tem grande relevância para aprimorar as técnicas de modelagem de processos.

1. Introdução

Atualmente um dos principais problemas encontrados nas estações de tratamento é o grande volume de lodo gerado. Este volume pode ser atribuído a vários fatores como a cor, o tipo de amido usado na etapa de engomagem, as fibras de algodão dos tecidos e os produtos químicos adicionados no processo de fabricação.

Uma técnica pouco utilizada para o controle e/ou otimização das estações de tratamento de efluentes têxteis são as ferramentas da inteligência artificial, as quais têm despertado grande interesse nos últimos anos para previsão e controle de processos diversos. Entre as técnicas mais utilizadas estão as Redes Neurais Artificiais, que possuem a capacidade de aprendizado através dos dados e apresentam boa generalização (Braga et al, 2007).

Objetivou-se com este estudo desenvolver um sistema computacional inteligente para previsão do volume de lodo gerado na estação de tratamento de efluentes (ETE) de uma empresa de Joinville, SC. Atualmente o setor têxtil da indústria brasileira contribui com 5,2% da receita total da indústria de transformação nacional, aproximadamente 33 bilhões de dólares. No tocante a quantidade de empregos, este setor possui 17,3% do total de empregos da indústria de transformação aproximadamente 1,53 milhões de empregos.

De acordo com Esquerre (2002) as RNA têm sido propostas como uma ferramenta promissora para a identificação de modelos através do tratamento de dados, sendo muito úteis; dada a sua capacidade para modelar processos complexos não-lineares, mesmo em processos onde a compreensão é limitada.

As redes neurais artificiais podem ser utilizadas também em modelos de predição, desde que o processo de correlação da estrutura não se altere. Normalmente, o objetivo principal da rede neural é modelar com precisão, predizer os processos de comportamento dinâmico, a fim de controlar e melhorar o desempenho destes processos (GONTARSKI et al,2000).

A sociedade tem exigido cada vez mais das empresas públicas e privadas a implementação de políticas ambientais, o que corrobora um dos objetivos deste trabalho e também está em consonância com estudos realizados na área de tratamento de águas e efluentes domésticos e industriais, que é a minimização de efluentes e resíduos.

Em resumo, este trabalho justifica-se pela necessidade da melhoria do processo industrial no que tange ao volume de lodo gerado nas estações de tratamento de efluentes, e, culminantemente, servirá de modelo para subsidiar o desenvolvimento de modelos de sistemas de tratamento de efluentes industriais com tecnologias nacionais.

2. Materiais e Métodos

A ETE onde foi desenvolvido este trabalho é composta por processo de tratamento biológico seguido de tratamento físico-químico. É formada por um tanque de equalização, uma calha Parshall, um tanque de homogeneização, um tanque de mistura, três tanques de aeração, um decantador, um flotor, um condicionador de lodo e um filtro prensa. Entre 30 e 35% do efluente tratado é reutilizado nos processos da empresa. O restante é lançado no curso hídrico.

Para o desenvolvimento da RNA foram considerados dois pontos de coleta: P1 (entrada), localizado no tanque de equalização, e P2 (saída), localizado na saída do filtro prensa. Foram utilizadas neste estudo as análises realizadas no laboratório da empresa no período de 2002 a 2007, com os seguintes parâmetros e periodicidade de coleta: Análises diárias: temperatura (Temp), oxigênio dissolvido (OD), pH, turbidez (Turb) e cor. Análises semanais: fósforo total (PT), nitrogênio amoniacal (NAm), sólidos suspensos (Ssus), demanda bioquímica de oxigênio (DBO5), demanda química de oxigênio (DQO), sólidos sedimentáveis (SSed) e sólidos totais (ST). O Standard Methods (APHA, 1998) e equipamentos de determinação de medidas foram usados para conduzir as análises.

2.1 Desenvolvimento da Rede Neural Artificial

Para a elaboração da rede neural artificial foram considerados apenas os parâmetros: OD, Temperatura, pH, PT, NAm, SSus, DBO5, DQO, SSed e ST analisados no laboratório da empresa, bem como os valores da temperatura ambiente (TA) e da precipitação pluviométrica (PP), obtidos na estação meteorológica da UNIVILLE.

O desenvolvimento da Rede Neural Artificial segue, neste trabalho, as seguintes fases propostas por Braga et al (2007), conforme mostra a figura 1.

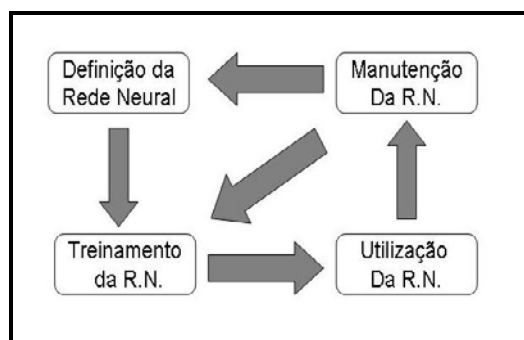
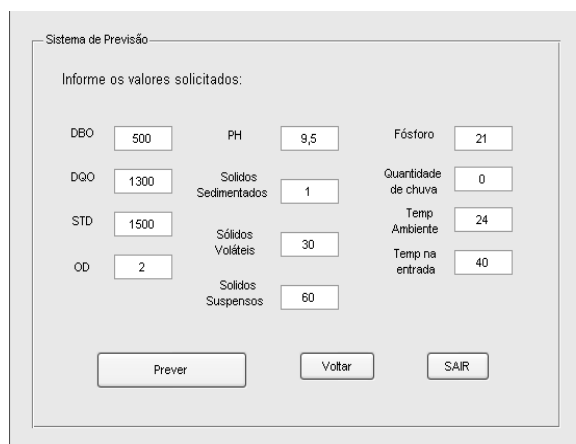


Figura 1. Fases do Desenvolvimento de RNA, adaptado de Braga (2007).

A plataforma escolhida para o desenvolvimento deste sistema foi o MATLAB® for Windows versão R2008 da MathWorks. Essa escolha se deve ao fato do MATLAB® ser uma plataforma amigável para o cálculo numérico e bastante utilizada no meio acadêmico. Para este trabalho, uma característica importante é que o elemento básico do MATLAB® é uma matriz que não requer dimensionamento, facilitando o manuseio dos dados do problema proposto.

2.2 Apresentação do Sistema

As figuras 2 e 3 mostram exemplos do sistema usado (por exemplo, os valores na tela dos parâmetros de entrada e saída).



Sistema de Previsão

Informe os valores solicitados:

DBO	500	PH	9,5	Fósforo	21
DQO	1300	Sólidos Sedimentados	1	Quantidade de chuva	0
STD	1500	Sólidos Voláteis	30	Temp Ambiente	24
OD	2	Sólidos Suspensos	60	Temp na entrada	40

Prever Voltar SAIR

Figura 2 – Valores dos parâmetros de entrada.



untitled3

Lodo Gerado

Volume de lodo gerado

9,06

Figura 3 – Sistema de valores de saída.

Ao utilizar este sistema como um simulador, pode-se notar que, em situações reais, a alteração de um parâmetro pode indicar a alteração de outros parâmetros relacionados.

3. Resultados

3.1 Eficiência da ETE

Os valores médios mensais das concentrações, os desvios padrões dos pontos de entrada (P1) e de saída (P2), as eficiências de remoção e os coeficientes de variação no período de 2002 a 2007 estão apresentados na tabela 1.

Tabela 1 – Valores médios, desvios padrão, eficiência de remoção (%) e coeficiente de variação (%) da ETE no período de 2002 a 2007.

<u>Parâmetro</u>	<u>Efluente</u>	<u>Afluente</u>	<u>Eficiência (%)</u>	<u>CV (%)</u>
DBO₅(mg/L)	400,13±92,26	23,42±5,83	94	23
DQO (mg/L)	1423,91±258,50	98,31±15,26	93	18
PT (mg/L)	3,95±1,70	0,55±0,13	88	43
NAm (mg/L)	11,82±5,22	7,44±4,41	37	44
OD (mg/L)	3,31±0,64	5,49±0,83	--	19
pH	9,71±0,42	6,65±0,16	--	4
SSed (mg/L)	0,62±0,55	0,13±0,10	79	89
SSus (mg/L)	775,73±255,92	174,24±37,41	78	33
ST (mg/L)	1318,76±245,59	1270,07±113	5	9
Temp(°C)	39,93±2,59	31,61±2,34	--	6
Turb(NTu)	501,49±30,12	21,95±7,71	96	6
Cor (PTCO)	2690,08±164,60	118,17±39,27	96	6

Os valores de concentração de DQO do afluente (1419,27 mg/L) e da temperatura (40,07 °C) estão condizentes com os encontrados por Cerqueira (2006) sobre efluente têxtil, onde se obteve valores de DQO e temperatura que variaram de 1226 a 2553 (mgO₂/L) e de 41 a 47 (°C), respectivamente.

As concentrações médias (mínimas e máximas) mensais dos efluentes no período do estudo foram de: 8,89 a 36,82 (mg/L) de DBO₅, 42,33 a 131,40 (mg/L) de DQO, 0,21 a 0,93 (mg/L) de PT, 2,31 a 25,1(mg/L) de N Am, 3,55 a 6,63 (mg/L) de OD, 6,33 a 7,06 do pH, 0,009 a 0,58(mg/L) de SSed, 30,22 a 220,23 (mg/L) de SSus, 1065 a 1504 (mg/L) de ST, 6,5 a 37,7 (NTu) de Turb; 26,9 a 36,2 °C de temperatura e 63,3 a 178 (PTCO) de cor.

Os valores de DBO₅ foram analisados de acordo com os valores de emissão constantes do decreto estadual de Santa Catarina nº 14250/81 que estabelece o valor máximo para DBO₅ em 60 mg/L. Em relação aos valores da cor, a legislação atual fixa o valor máximo de lançamento de até 75 mg Pt/L. Todavia o estudo foi feito com valores dos anos de 2002 a 2007, período no qual ocorreram alterações nos valores da legislação. De 2002 a 2006 os valores máximos preconizados na legislação eram de 500mg Pt/L.

O sistema apresentou eficiência de 93% na remoção de DQO, valor superior ao encontrado Santos e Santaella (2002), (67 a 81%), com experimentos utilizando reator de lodos ativados de aeração prolongada. A remoção dos outros parâmetros foi: fósforo total, 86,3%, NAm, 36,2%, SSed, 79,3%, SSus, 77,5%, ST 3,1%, Turb, 95,6% e Cor, 95,6%. Os dois últimos parâmetros assemelham-se aos estudos de Hassemer et al (2002), que utilizaram o processo físico-químico com ozônio e coagulação/flotação para o tratamento de efluente têxtil, obtendo 98% e 97% de eficiência na remoção da cor e da turbidez, respectivamente.

3.2 Redes Neurais Artificiais

Para a definição do número de camadas, do número neurônios em cada camada e da função de transferência em cada neurônio, realizou-se uma série de testes utilizando a toolbox de Redes Neurais Artificiais, conforme pode ser visto na tabela 2.

Tabela 2 – Resultados dos testes realizados para definição da arquitetura da RNA.

Algoritmo	Percentual (%)			Num. Neurônios	Performance	Num	MSE - Erro Médio Quadrático			R		
	Trein.	Valid.	Teste	Camada Intermed.		Épocas	Trein.	Valid.	Teste	Trein.	Valid.	Teste
GDX	60%	20%	20%	2	0,0999	14	0,0915	0,1041	0,0864	0,3549	0,3053	0,3069
GDX	60%	20%	20%	2	0,0874	46	0,0876	0,1029	0,0909	0,3972	0,3360	0,2323
GDX	60%	20%	20%	4	0,0728	41	0,0738	0,0793	0,0896	0,5425	0,4291	0,4740
GDX	60%	20%	20%	4	0,0768	67	0,0788	0,0931	0,0898	0,4702	0,4248	0,4045
GDX	60%	20%	20%	6	0,0693	100	0,0693	0,0706	0,0770	0,5921	0,5824	0,4563
GDX	60%	20%	20%	6	0,0620	130	0,0674	0,0861	0,0697	0,5784	0,5222	0,5760
GDX	60%	20%	20%	8	0,0534	37	0,0508	0,0743	0,0768	0,6662	0,5513	0,5385
GDX	60%	20%	20%	8	0,0441	77	0,0475	0,0509	0,0676	0,7522	0,6800	0,5960
GDX	60%	20%	20%	10	0,2107	40	0,2115	0,1485	0,1678	0,2051	0,2630	0,2226
GDX	60%	20%	20%	10	0,0371	140	0,0371	0,0555	0,0567	0,7985	0,6923	0,7050
GDX	60%	20%	20%	12	0,0301	61	0,0310	0,0681	0,0630	0,8329	0,6657	0,6811
GDX	60%	20%	20%	12	0,0332	114	0,0345	0,0625	0,0448	0,8144	0,6681	0,7674
GDX	60%	20%	20%	15	0,0312	44	0,0348	0,0547	0,0565	0,8229	0,6748	0,6903
GDX	60%	20%	20%	15	0,0846	72	0,0859	0,1158	0,1025	0,3657	0,2548	0,2977
GDX	60%	20%	20%	20	0,0267	57	0,0286	0,0532	0,0371	0,8538	0,7210	0,7924
GDX	60%	20%	20%	20	0,0155	119	0,0196	0,0292	0,0283	0,9010	0,8584	0,8593
GDX	60%	20%	20%	25	0,0054	72	0,0065	0,0123	0,0132	0,9686	0,8886	0,9270
GDX	60%	20%	20%	25	0,0012	170	0,0012	0,0132	0,0139	0,9944	0,9391	0,9341
GDX	60%	20%	20%	30	0,0009	97	0,0011	0,0303	0,0242	0,9949	0,8561	0,8924
GDX	60%	20%	20%	30	0,0007	197	0,0007	0,0027	0,0646	0,9964	0,9882	0,9710

Foi definida uma camada oculta para esta arquitetura de rede, pois as redes diretas necessitam de pelo menos uma camada oculta para resolver problemas não linearmente separáveis, como neste trabalho, devido a complexidade dos parâmetros envolvidos no processo de tratamento. Não existe regra específica para definir a quantidade de neurônios que devem ser utilizados na camada oculta (Esquerre, 2002), como mostra a figura 4.

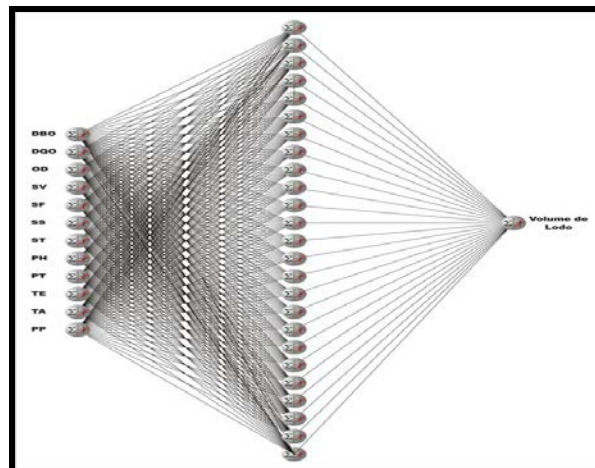


Figura 4. Arquitetura da RNA

A camada de entrada da arquitetura da rede é composta de 12 (doze) neurônios, os quais representam os parâmetros da rede, conforme segue:

Neurônio 1 - DBO - Demanda Bioquímica de Oxigênio,

Neurônio 2 - DQO - Demanda Química de Oxigênio,

Neurônio 3 - OD – Oxigênio Dissolvido,

Neurônio 4 - SV - Sólidos Voláteis,

Neurônio 5 - SF - Sólidos Suspensos,

Neurônio 6 - SS - Sólidos Sedimentados,

Neurônio 7 - ST - Sólidos Totais Dissolvidos,

Neurônio 8 - pH - Potencial de Hidrogênio,

Neurônio 9 - PT – Fósforo Total,

Neurônio 10 - TE - Temperatura do Efluente,

Neurônio 11 - TA - Temperatura Ambiente,

Neurônio 12 – PP – Precipitação Pluviométrica.

Neste estudo foram utilizados 25 neurônios na camada oculta, com base nos resultados obtidos no erro quadrático médio e na regressão linear como mostrados na tabela 2 e na figura 5. Na camada de saída tem-se apenas 1 neurônio, o volume de lodo como mostra a figura 4, e em todos os neurônios da rede, a função de transferência utilizada foi sigmóide.

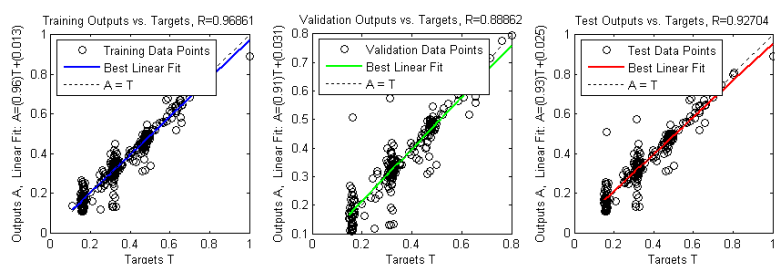


Figura 5 – Regressão Linear – Previsão da RNA e a saída desejada.

4. Conclusões

O estudo com os dados da indústria têxtil permitiu as seguintes conclusões:

A ETE obteve bons percentuais de remoção do potencial poluente, sendo para a DQO de 93%, fósforo total de 86,3%, NAm de 36,2%, SSed de 79,3%, SSus de 77,5%, ST de 3,1%, Turb de 95,6% e Cor de 95,6%. Todos os parâmetros estão com os valores de concentração de acordo com as legislações vigentes no período, para lançamento no corpo receptor que está enquadrado como rio classe III.

A arquitetura de Rede Neural Artificial para este sistema foi definida com 12 neurônios na camada de entrada, 25 neurônios na camada oculta e 1 neurônio na camada de saída, treinada com o algoritmo *Backpropagation*, obtendo resultados de Erro Médio Quadrático e Regressão Linear de acordo com os encontrados na literatura.

Este trabalho demonstra que o uso das redes neurais artificiais é uma importante ferramenta de auxílio para o gerenciamento de processos complexos, como é o caso das reações físicas, químicas e biológicas que ocorrem nas ETEs.

7. References

- Alpha. Awwa Wef, (1998) “Standard methods for the examination of water and wastewater”. American Public Health Association, Washington, DC, USA.
- Azevedo, F. M. et al, (2000). “Neural Networks with Applications Expert Systems”. Bookstore, Florianópolis, Brazil
- Braga, A. P; CARVALHO, A. P. de L. de C.; LUDEMIR, T. B. “Redes Neurais Artificiais. Teoria e a Aplicações”. Rio de Janeiro: LTC, (2007).
- Cerqueira, A. A. (2006), “Aplicação da Técnica de Eletrofloculação no Tratamento de Efluentes Têxteis”. Dissertação. Programa de Pós Graduação em Química. Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Brazil UERJ, 111 p.
- Esquerre, K. P. O.; MORI, M.; BRUNS, R. E., “Simulation of an industrial wastewater treatment plant using artificial neural networks and principal components analysis”. Brazilian Journal of Chemical Engineering, Vol. 19, No. 04, pp. 365 - 370, (October - December 2002)
- Fiesc – Federação das Indústrias do Estado de Santa Catarina, (2007). Santa Catarina on Data. Florianópolis, Brazil

- Gontarski, C. A., RODRIGUES, P.R. ; MORI, M., PRENEM, L.F. "Simulation of an industrial wastewater treatment plant using artificial neural networks". Computers and Chemical Engineering 24 (2000) 1719-1723.
- Hassemer, M.E.N.; SENS, M.L. "Tratamento do efluente de uma indústria têxtil. Processo físico-químico, ozônio e coagulação/floculação. Engenharia Sanitária e Ambiental", v.7, n.1, (2002).
- Haykin, Simon (2001) "Neural Networks: Principles and Practice". 2. Ed. Bookman, Porto Alegre, Brazil.
- IEMI – Instituto de Estudos de Marketing Industrial. (2008) "Textile Industry Sector Report". São Paulo, Brazil. pp 103-117.
- Marques, F. D et al. (2005) "Application of Time-Delay and Recurrent Neural Networks for Identification of Hingeless Helicopter Blade Falpping and Torsin Motions." J. of the Braz. Soc. Of Mech. Sci. & Eng. April-June 2005, Vol. XXVII, No 2, Brazil. pp 97-103.
- SANTOS. A.B. dos. SANTAELLA, T. S. Remoção de DQO de água residuária de indústria têxtil empregando o processo de lodos ativados em batelada. Revista Engenharia Sanitária e Ambiental, v. 7. n. 3, 2002.