

# ANÁLISE DAS ÁGUAS SUBTERRÂNEAS EM POÇOS ARTESIANOS DA CIDADE DE FORMIGA-MG E TRATAMENTO DE RESULTADOS POR REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Fernanda Cristina Arantes<sup>1</sup>, Alex Almeida Magalhães<sup>1</sup>, Alexandre Branquinho Rocha<sup>2</sup>, Aladir Horácio dos Santos<sup>1</sup>, e Christiane Pereira Rocha<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Centro Universitário de Formiga – Unifor/MG  
Av. Dr. Arnaldo de Senna, 328 - Bairro: Água Vermelha - Formiga / MG - CEP: 35570-000  
e-mail do apresentador: [rochachristiane@uol.com.br](mailto:rochachristiane@uol.com.br)

<sup>2</sup>Escola de Engenharia de São Carlos – Universidade de São Paulo – EESC/USP  
Av. Trabalhador São-carlense, 400 – Pq. Arnold Schmidt – São Carlos / SP – CEP: 13566-590

## ABSTRACT

The objective this study was to develop a model that provides a reliable prediction of BOD input and output of artesian wells at Formiga-MG. Stationary and dynamic models were developed using the technique of artificial neural networks and measures of water quality such as BOD, COD and DO. The obtained results are in agreement with standard reference ranges except for COD, probably because there is a stream near the artesian well. The neural network showed a strong correlation ( $R = 1$ ) when compared to other methods, however the learning curve showed no uniformity in the results, generating errors when it tried to predict new results, a fact that probably occurred because the network has been trained only with data of COD and BOD. One of the conclusions obtained is that besides the COD other factors can affect the response of the BOD, such as pH, DO and turbidity.

**Palavras-chaves:** Groundwater, BOD, Artificial Neural Networks

## INTRODUÇÃO

A água abrange quase quatro quintos da superfície terrestre, 97% referem-se aos mares e 3% às águas doces. Apenas 0,3% do volume total da água do planeta pode ser aproveitado para consumo humano, deste 0,01% encontra-se em fontes de superfície e o restante, em fontes subterrâneas (MARTINS, 2008).

A utilização de água subterrânea é uma alternativa extremamente viável economicamente pois geralmente possui alta qualidade, não necessitando sofisticados tratamentos e por ocorrer em extensas áreas.

Através da construção de poços artesianos, a água pode ser captada para ser utilizada no abastecimento público, industrial ou comercial. Poço artesiano é aquele perfurado em aquíferos artesianos ou confinado, onde a água jorra naturalmente. Na instalação de um poço artesiano raso devem ser levadas em consideração algumas condições básicas como: boa posição do lençol freático; situação em pontos mais elevados do terreno; situar-se o mais distante possível e em direção oposta a de escoamentos subterrâneos provenientes de focos conhecidos ou prováveis de poluição (GARCEZ, 1974).

Durante o percurso no qual a água percola entre os poros do subsolo e das rochas, ocorre a depuração da mesma através de uma série de processos físico-químicos (troca iônica, decaimento radiativo, remoção de sólidos em suspensão, neutralização de pH em meio poroso, entre outros) e bacteriológicos (eliminação de micro-organismos devido à ausência de nutrientes e oxigênio que os viabilizem) que agindo sobre a água, modificam suas características adquiridas anteriormente, tornando-a particularmente mais adequada ao consumo humano.

Sendo assim, a composição química da água subterrânea é o resultado combinado da composição da água que adentra o solo e da evolução química influenciada diretamente pelas litologias atravessadas, sendo que o teor de substâncias dissolvidas nas águas subterrâneas vai aumentando à medida que prossegue no seu movimento (SILVA, 2003).

As águas subterrâneas apresentam algumas propriedades que tornam o seu uso mais vantajoso em relação ao das águas dos rios, que são: são filtradas e purificadas naturalmente através da percolação, dispensando tratamentos prévios, não ocupam espaço em superfície; sofrem menor influência nas variações climáticas; são passíveis de extração perto do local de uso; possuem temperatura constante; têm maior quantidade de reservas; necessitam de custos menores como fonte de água; as suas reservas e captações e não ocupam área superficial; apresentam grande proteção contra agentes poluidores; o uso do

recurso aumenta a reserva e melhora a qualidade; possibilitam a implantação de projetos de abastecimento à medida da necessidade (ABAS, 2010).

Aquífero é uma formação geológica subterrânea que funciona como reservatório de água, sendo alimentado pelas chuvas que se infiltram no subsolo. São rochas com características porosas e permeáveis capazes de reter e ceder água. Fornece água para poços e nascentes em proporções suficientes, servindo como proveitosas fontes de abastecimento. Para uma formação geológica ser considerada um aquífero deve conter espaços abertos ou poros repletos de água e permitir que a água tenha mobilidade através deles. Quanto ao tipo de rocha armazenadora, os aquíferos podem ser: porosos, fraturados ou fissurados e cársticos, (SCHAFER, 1985)

As propriedades físico-químicas das águas subterrâneas variam de acordo com o tipo de rocha e com as atividades que são exercidas no local, sendo regulamentadas pela Portaria 518 de 2004 do Ministério da saúde, sendo que na citada Norma são regulamentados tais parâmetros: temperatura, cor, odor e sabor, turbidez, sólidos em suspensão, sólidos totais dissolvidos, pH, bário (Ba), cálcio (Ca), Magnésio (Mg), fluoreto (F), nitrogênio (Ni), manganês (Mn), nitrato ( $\text{Ni}^{2-}$ ), potássio (K), cádmio (Cd), Chumbo(Pb), cloreto (Cl), cobre (Cu) e ferro (Fe).

### **Saneamento**

Saneamento básico é um conjunto de procedimentos adotados numa determinada região que visa proporcionar uma situação higiênica saudável para os habitantes. Entre os procedimentos do saneamento básico, pode-se citar: tratamento de água, canalização e tratamento de esgotos, limpeza de ruas e avenidas, coleta e tratamento de resíduos orgânicos (em aterros sanitários regularizados) e materiais (através da reciclagem). Com estas medidas de saneamento básico, é possível evitar a contaminação e proliferação de doenças, garantindo melhores condições de saúde para as pessoas e a preservação do meio ambiente (SILVA, 2003).

Efetivamente, a alternativa técnica-econômica de abastecimento de uma comunidade representa, em geral, uma solução local, onde a utilização do manancial subterrâneo poderá ser mais viável. Nos termos desta lei o município pode, sem constrangimento político-partidário, assumir diretamente os serviços de água e esgoto ou dar em concessão a quem interessar, inclusive à iniciativa privada.

Surge desta situação uma grande perspectiva de utilização do manancial subterrâneo, na medida em que este representa a alternativa mais barata e mais adequada de abastecimento de 70% das nossas cidades.

A importância do manancial subterrâneo não deve ser vista como uma panacéia, pois é o uso conjunto – águas superficiais e subterrâneas – é que tem proporcionado os melhores resultados, tanto em termos de quantidade, qualidade ou de custos. Este gerenciamento integrado deve ter como objetivo principal abastecer de forma eficiente – quantidade, qualidade e custos – a população em apreço. Neste caso, os aquíferos podem desempenhar variadas funções, tais como de produção, estocagem e regularização, filtro natural, controle da interface marinha e assim por diante, com recarga artificial, inclusive. O sistema de gerenciamento tendo por base a bacia hidrográfica como núcleo articulador de ações, defronta-se com o fato de que essa articulação não pode significar homogeneidade, mas sim, pluralidade integrada (MARTINS,2008).

### **Proteção das águas subterrâneas**

No mundo inteiro, os aquíferos estão sob perigo cada vez maior de contaminação em decorrência da urbanização, do desenvolvimento industrial, das atividades agrícolas e das empresas de mineração (SCHAFER, 1985).

Medidas de proteção especial são realmente necessárias para todos os poços e nascentes (públicos e privados) cuja função seja fornecer água de qualidade potável ou equivalente – o que incluiria, portanto, águas minerais envasadas e as utilizadas na fabricação de alimentos e bebidas (BRANCO 1980).

Para o abastecimento público de água potável, é um pré-requisito que a qualidade da água bruta seja boa e constante, e as reservas de águas subterrâneas protegidas são as que melhor cumprem esse requisito. A utilização de processos de tratamento (além da desinfecção preventiva) para atingir esse objetivo só deve ser considerada em último caso, em virtude de sua complexidade técnica, custo financeiro e pesado encargo operacional (MACHADO, 2001).

A maior parte da água subterrânea se origina a partir do excesso de chuva que se infiltra (diretamente ou indiretamente) na superfície do solo. Como consequência, as atividades que se desenvolvem na superfície podem ameaçar a qualidade da água subterrânea. A poluição dos aquíferos ocorre nos pontos em que a carga contaminante gerada no subsolo por emissões e lixiviados produzidos pela atividade humana

(provenientes de atividades urbanas, industriais, agrícolas e de mineração) é inadequadamente controlada e, em certos componentes, excede a capacidade de atenuação natural dos solos e das camadas de cobertura (ALBINO, 2010).

A vulnerabilidade de um aquífero pode ser entendida como o conjunto de características que determinam o quanto ele poderá ser afetado pela carga de poluentes. São considerados aspectos fundamentais da vulnerabilidade: o tipo de aquífero (livre a confinado), a profundidade do nível d'água, e as características dos extratos acima da zona saturada, em termos de grau de consolidação e litologia (argila a cascalho) (BAIRD, 2002).

A abordagem mais lógica ao perigo de contaminação da água subterrânea é considerá-lo como a interação entre a vulnerabilidade do aquífero à contaminação e a carga contaminante que é, será ou pode ser aplicada no meio como resultado da atividade humana (MARTINS, 2008).

O Conselho Nacional do Meio Ambiente (CONAMA) é o órgão que dispõe sobre a classificação e diretrizes ambientais para o enquadramento das águas subterrâneas e dá outras providências. Com a legislação, as águas subterrâneas, assim como já acontece com as águas de superfície, passam a ser classificadas de acordo com suas características hidrogeológicas naturais e seus níveis de poluição. A classificação visa, entre outros fins, prevenir e controlar a poluição e promover a proteção da qualidade das águas subterrâneas que, uma vez contaminadas, demandam processos lentos e onerosos para recuperação (CONAMA, 2008).

A Resolução do CONAMA n° 396, de 3 de abril de 2008, publicada no DOU n° 66, de 7 de abril de 2008, seção 1, página 64-68 dispõe sobre a classificação e diretrizes ambientais para o enquadramento das águas subterrâneas e dá outras providências, podendo as águas dos aquíferos ser classificadas em: classe especial e classes de 1 a 5, conforme suas destinações.

As principais fontes potenciais de contaminação das águas subterrâneas são: os lixões; aterros mal operados; acidentes com substâncias tóxicas; atividades inadequadas de armazenamento, manuseio e descarte de matérias primas, produtos, efluentes e resíduos em atividades industriais, como indústrias químicas, petroquímicas, metalúrgicas, eletroeletrônicas, alimentícias, galvanoplastias, curtume, etc.; atividades minerais que expõem o aquífero; sistemas de saneamento no local; vazamento das redes coletoras de esgoto; uso incorreto de agrotóxicos e fertilizantes; bem como a irrigação que pode provocar problemas de salinização ou aumentar a lixiviação de contaminantes para a água subterrânea; e outras fontes dispersas de poluição. Nitrogênio, micro-organismos patogênicos, oxigênio dissolvido (OD), Demanda bioquímica de oxigênio (DBO), demanda química de oxigênio (DQO) são os principais indicadores de poluição das águas (ALBINO, 2010).

### **Redes Neurais Artificiais**

Redes Neurais Artificiais (RNA) são técnicas computacionais que apresentam um modelo matemático inspirado na estrutura neural adquirindo conhecimento através da experiência. O método é um nome fantasia para modelos de inferência multidimensionais e não-lineares, com grande capacidade de "aprender", generalizar ou extrair regras automaticamente de conjuntos de dados complexos. Uma grande rede neural artificial pode ter centenas ou milhares de unidades de processamento, mesmo assim é pequena se comparada ao cérebro de um mamífero que pode ter muitos bilhões de neurônios (HAYLIN, 2001)

Uma rede neural artificial é composta por várias unidades de processamento, cujo funcionamento é bastante simples. Essas unidades, normalmente são conectadas por canais de comunicação que estão associados a determinado peso. As unidades fazem operações apenas sobre seus dados locais, que são entradas recebidas pelas suas conexões. O comportamento inteligente de uma Rede Neural Artificial vem das interações entre as unidades de processamento da rede.

A operação de uma unidade de processamento, proposta por McCulloch e Pitts em 1943, pode ser resumida da seguinte maneira (BRAGA et al., 2000):

- Sinais são apresentados à entrada;
- Cada sinal é multiplicado por um número, ou peso, que indica a sua influência na saída da unidade;
- É feita a soma ponderada dos sinais que produz um nível de atividade;
- Se este nível de atividade exceder certo limite (threshold) a unidade produz uma determinada resposta de saída.

Tomando-se  $p$  sinais de entrada  $X_1, X_2, \dots, X_p$  e pesos  $w_1, w_2, \dots, w_p$  e limitador  $t$ , com sinais assumindo valores booleanos (0 ou 1) e os pesos valores reais. O modelo do neurônio pode ser visto na Fig.1.

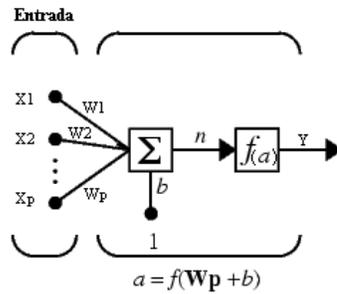


FIGURA 1 – Esquema de unidade McCullock – Pitts  
 Fonte: Modificado da documentação do Software MATLAB®

Neste modelo, o nível de atividade  $a$  é dado pela Eq. (1):

$$a = w_1X_1 + w_2X_2 + \dots + w_pX_p \tag{1}$$

A saída  $y$  é dada por:

$y = 1$ , se  $a \geq t$  ou

$y = 0$ , se  $a < t$ .

Conforme mostrado nas Figuras 2 (a, b e c), a função de transferência ( $f(a)$ ) utilizada em redes neurais podem ser dos tipos:

- Função de transferência Log-Sigmoid.
- Função de transferência Tan-Sigmoid.
- Função de transferência Linear.

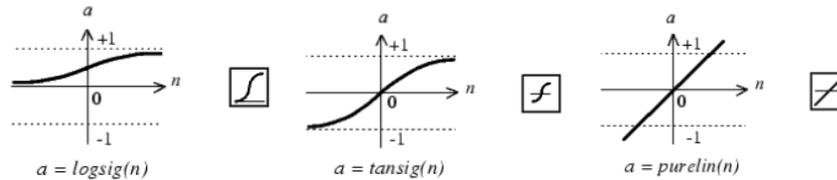


FIGURA 2 – Função de Transferência Log-Sigmoid (a), Função de Transferência Tan-Sigmoid (b) e Função de Transferência Linear (c)  
 Fonte: Documentação do Software MATLAB®

A maioria dos modelos de redes neurais possui alguma regra de treinamento, onde os pesos de suas conexões são ajustados de acordo com os padrões apresentados. Em outras palavras, elas aprendem através de exemplos. Arquiteturas neurais são tipicamente organizadas em camadas, com unidades que podem estar conectadas às unidades da camada posterior, como mostrado na Fig. 3.

Usualmente as camadas são classificadas em três grupos:

- Camada de Entrada: onde os padrões são apresentados à rede;
- Camadas Intermediárias ou Escondidas: onde é feita a maior parte do processamento, através das conexões ponderadas; podem ser consideradas como extratoras de características;
- Camada de Saída: onde o resultado final é concluído e apresentado.

Uma rede neural é especificada, principalmente pela sua topologia, pelas características dos nós e pelas regras de treinamento (HAYLINS, 2001).

O algoritmo backpropagation criado por Rumelhart, Hinton e Williams em 1986, mostrou que é possível treinar eficientemente redes com camadas intermediárias, contrariando Minsky e Papert que analisaram matematicamente uma rede neural *Perceptron* e demonstraram que redes de uma camada não são capazes de solucionar problemas que não sejam linearmente separáveis, estando assim sempre suscetíveis a essa limitação. O algoritmo backpropagation resultou no modelo de Redes Neurais Artificiais mais utilizado

atualmente, as redes Perceptron Multi-Camadas (MLP), treinadas com o algoritmo backpropagation (BRAGA,2000).

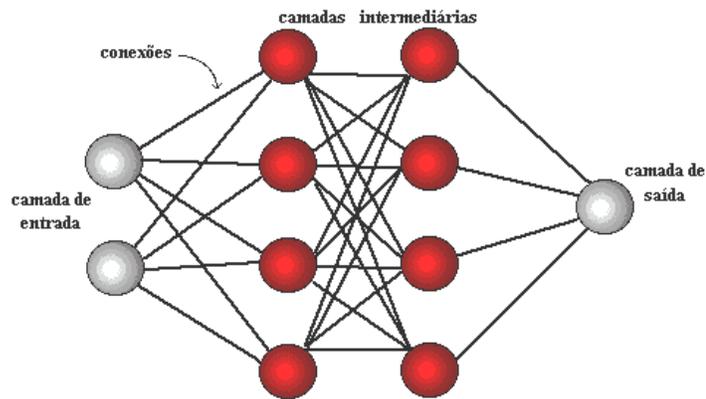


FIGURA 3 – Organização da RNA em camadas  
Fonte: Fonseca, 2011

Nessas redes, cada camada tem uma função específica. A camada de saída recebe os estímulos da camada intermediária e constrói o padrão que será a resposta. As camadas intermediárias funcionam como extratoras de características, seus pesos são uma codificação de características apresentadas nos padrões de entrada e permitem que a rede crie sua própria representação, mais rica e complexa, do problema (BARRETO, 2001).

Durante o treinamento com o algoritmo backpropagation, a rede opera em uma sequência de dois passos. Primeiro, um padrão é apresentado à camada de entrada da rede. A atividade resultante flui através da rede, camada por camada, até que a resposta seja produzida pela camada de saída. No segundo passo, a saída obtida é comparada à saída desejada para esse padrão particular. Se esta não estiver correta, o erro é calculado. O erro é propagado a partir da camada de saída até a camada de entrada, e os pesos das conexões das unidades das camadas internas vão sendo modificados conforme o erro é retropropagado (BARRETO, 2001).

Possuindo as conexões certas entre as unidades de entrada e um conjunto suficientemente grande de unidades intermediárias, pode-se sempre encontrar a representação que irá produzir o mapeamento correto da entrada para a saída através das unidades intermediária. Sendo necessárias no máximo duas camadas intermediárias, com um número suficiente de unidades por camada, para se produzir quaisquer mapeamentos, como provou Cybenko, através do Teorema de Kolmogoroff (BRAGA et al., 2000).

A criação de uma rede neural artificial se divide em cinco passos, sendo esses citados a seguir:

- Coleta de dados e separação em conjuntos: Nesta etapa são coletados os dados relativos ao problema e separados em dois conjuntos, um de treinamento que serão utilizados para o treinamento da rede e o conjunto de teste, que serão utilizados para verificar seu desempenho sob condições reais de utilização.
- Configuração da rede: A configuração pode ser dividida em três etapas, a primeira é referente a seleção do paradigma neural apropriado à aplicação; a segunda etapa determina a topologia da rede a ser utilizada - o número de camadas, o número de unidades em cada camada, etc; a terceira etapa determina os parâmetros do algoritmo de treinamento e suas funções de ativação. Este passo tem um grande impacto no desempenho do sistema resultante.
- Treinamento: Nesta fase, seguindo o algoritmo de treinamento escolhido, serão ajustados os pesos das conexões. É importante considerar, nesta fase, alguns aspectos tais como a iniciação da rede, o modo de treinamento e o tempo de treinamento. O treinamento deve ser interrompido quando a rede apresentar uma boa capacidade de generalização e quando a taxa de erro for suficientemente pequena, ou seja, menor que um erro admissível.
- Teste: Durante esta fase o conjunto de teste é utilizado para determinar o desempenho da rede com dados que não foram previamente utilizados. O desempenho da rede, medida nesta fase, é uma boa indicação de seu desempenho real.
- Integração: Com a rede treinada e avaliada, ela pode ser integrada em um sistema do ambiente operacional da aplicação. Para maior eficiência da solução, este sistema deverá conter facilidades de

utilização como interface conveniente e facilidades de aquisição de dados através de planilhas eletrônicas, interfaces com unidades de processamento de sinais, ou arquivos padronizados (LabIC, 2010).

Redes Neurais Artificiais podem ser vistas como "caixas pretas", na qual quase não se sabe por que a rede chega a um determinado resultado, uma vez que os modelos não apresentam justificativas para suas respostas. Por esse motivo, muitas pesquisas vêm sendo realizadas visando a extração de conhecimento de redes neurais artificiais, e na criação de procedimentos explicativos, onde se tenta justificar o comportamento da rede em determinadas situações (BARRETO, 1997).

Outra limitação refere-se ao tempo de treinamento de redes neurais utilizando *backpropagation*, que tende a ser muito lento. Sendo necessários algumas vezes milhares de ciclos para se chegar à níveis de erros aceitáveis, principalmente se simulado em computadores seriais (LabIC, 2010).

Portanto, o objetivo principal deste trabalho foi determinar a qualidade da água de poços artesianos segundo o atendimento ao padrão de potabilidade previsto na portaria 518/2004 além de prever resultados de DBO através de dados da DQO utilizando redes neurais artificiais.

## MATERIAL E MÉTODOS

A cidade de Formiga localiza-se no Centro Oeste de Minas Gerais e está situada a uma distância de 186 Km da capital do Estado. O relevo do município é predominantemente ondulado com presença de montanhas e a vegetação predominante é a típica do cerrado. O clima tropical com duas estações bem definidas, com temperatura média anual entre 21 e 23°C. O índice pluviométrico anual é de 1272mm. O município se localiza segundo as coordenadas geográficas de 20°27'45" de latitude sul, e de 45°25'40" de longitude oeste. Entre os principais rios destacam-se o Rio Santana, Rio Mata Cavalo e Rio Pouso Alegre. Entretanto, o mais importante rio da cidade é o Rio Formiga, que se forma a cerca de 5 km da região central da cidade, a partir da confluência de 2 outros rios: Rio Padre Trindade e Ribeirão Boa Vista (Prefeitura Municipal de Formiga, 2010).

O poço artesiano selecionado para estudo está localizado no perímetro urbano à Rua Primeiro de Maio s/n no bairro do Quinzinho, na altura aproximada ao n° 290, antigo matadouro, em Formiga. Próximo ao poço artesiano localiza-se um córrego onde o esgoto doméstico do bairro Jardim Alvorada é lançado e este deságua no rio Formiga como mostra a Fig 4.



FIGURA 4 - Poço artesiano do Matadouro  
Fonte: Google Eart®

Este poço foi selecionado pela quantidade de pessoas da cidade que utilizam destas águas que, de acordo com moradores próximos ao poço, entre 50-80 pessoas ao dia coletam água deste poço.

Os dados das análises antigas correspondentes a este poço que é utilizado na criação do programa foram feitas e fornecidas pelo SAAE, sendo apenas duas análises feitas no laboratório CENAR no UNIFOR.

## Instrumentos e procedimentos

Para obtenção de amostras: em caso de água de torneira ou proveniente de bomba deixa-se escorrer por certo tempo, desprezando as primeiras águas. Em caso de poço raso, não se deve coletar da superfície, mas mergulhar o frasco com a boca para baixo (OPAS, 1984).

Como neste caso a amostra foi coletada em torneira, limpou-se a torneira, deixando escorrer água de dois a três minutos, e coletou-se a amostra deixando um pequeno espaço vazio, tampou-se o frasco e identificou-se a amostra. O volume de amostras a ser coletada, preservação e demais cuidados que seguiu-se estão especificados na Tab. 2.

TABELA 2 – Parâmetros para análise físico-química:

Parâmetro	Volume	Preservação	Prazo
Cor	500 mL	R*	48 horas
Turbidez	200 mL	R*	24 horas
Dureza	200 mL	Ácido nítrico até pH<2	6 meses
Cloreto	200 mL	Não há	28 dias
Fluoreto	500 mL	Não há	28 dias
Nitrato	200 mL	R*	48 horas

Fonte: OPAS, 1984

\*R= Refrigerar até 4° C

No preenchimento da ficha de coleta registrou-se todas as informações possíveis de serem obtidas no campo, preencheu-se uma ficha por amostra contendo os dados de interesse, sendo os mínimos (OPAS, 1984):

- identificação da localidade, município e estado;
- número do registro da amostra;
- identificar o tipo de amostra;
- registro da ocorrência de chuvas nas últimas 24 horas;
- registro das análises de campo (temperatura da amostra, temperatura do ar, pH, cloro residual, etc.).
- data e hora da coleta;
- nome e assinatura do responsável pela coleta.

### Análise das amostras:

Das amostras coletadas foram feitas as seguintes análises: DBO, DQO, OD, Turbidez, pH, Temperatura. As análises de pH e de Oxigênio Dissolvido foram realizadas no CENAIR- (Centro de Análises de Águas e Resíduos) do UNIFOR.

### Procedimento de coleta e dados imediatos referentes às amostras

- Poço Matadouro (Fig.5)
- Horário da Coleta: 7:48 h
- Data: 19/10/2011
- Temperatura Ambiente: 22°C

- Ocorrência de Chuva nas Últimas 24h: Sim
- Temperatura da água coletada:
- Frasco 1: 22°C
- Frasco 2: 22°C



FIGURA 5 – Poço Artesiano do Matadouro “Chafariz do Matadouro”  
Fonte: arquivo do autor, 2010

### Parâmetros analisados

Os parâmetros analisados das análises coletadas foram feitos conforme as determinações a seguir:

- DBO - Determinação realizada através do método de incubação a 20°C por cinco dias, seguindo a metodologia da ABNT/NBR 12614 (Maio/1992).
- DQO - Determinação realizada através de refluxo aberto seguindo a metodologia da ABNT/ NBR 10357 (Julho/1988).
- Turbidez - Análise realizada dentro das instalações do SAAE utilizando o aparelho Turbidimeter modelo HI 98703.
- OD – Leitura feita em oxímetro da marca Lutron modelo DO-5510.
- PH – Análise feita utilizando o pHmetro da marca Analyser modelo pH 300.
- Temperatura – Análises de temperatura foram feitas durante a coleta e durante os procedimentos utilizando um termômetro de filamento de mercúrio com divisões de 0,1°C.

### Rede Neural Artificial Implementada

A rede neural implementada foi a *backpropagation* em ambiente gráfico MATLAB®.

### Criação da Interface Gráfica

A interface gráfica foi feita para facilitar a interação com o usuário que não entende de programação, facilitando a entrada de dados no programa, agilizando o processo de criação e treinamento de uma nova rede.

Na tela inicial foram dispostos dados como: número de neurônios por camada, sendo ela limitada em 4 camadas; parâmetros de treinamento; 2 arquivos de salvar dados; janela de entrada de dados e de valores de resposta e resposta aprendida, como mostra a Fig. 6.



FIGURA 6 – Tela inicial do programa de RNA  
 Fonte: arquivo do autor, 2010

Nessa tela, após treinada a rede, pôde-se conferir no botão 'Graf. Resposta' os pontos aprendidos pela rede. O botão 'Validar Dados' foi utilizado para conferir novos dados após a rede ter sido treinada corretamente. Nessa tela pode-se escolher em qual das redes salvas (Rede 1 ou 2) deseja-se obter os dados. A tela de validação dos dados pode ser vista na Fig. 7.

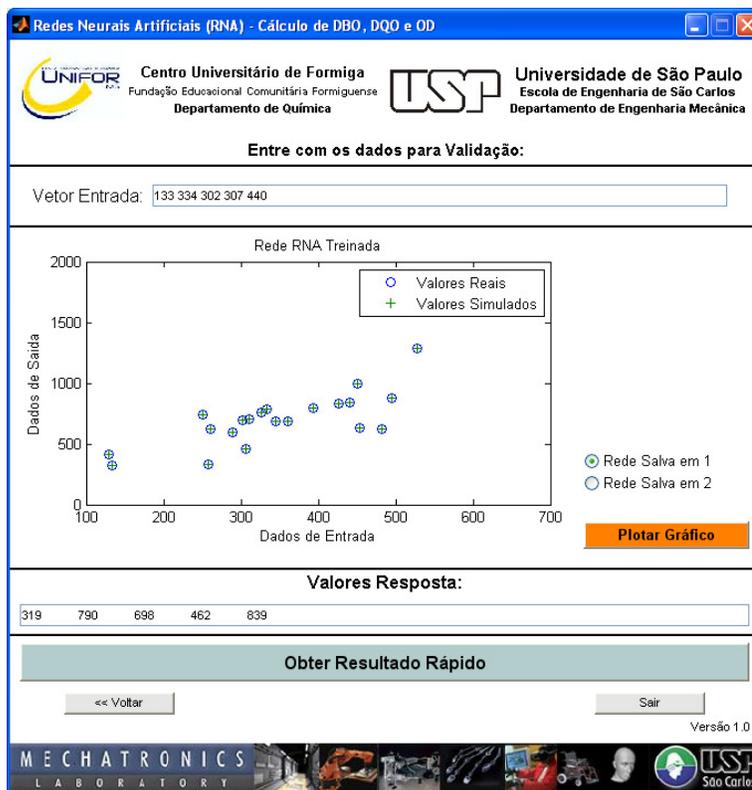


FIGURA 7 – Tela de validação de dados  
 Fonte: arquivo do autor, 2010

### Análise dos Dados Obtidos do Programa

Os dados correlacionados apresentaram melhor resultado com Redes Neurais Artificiais se comparados aos feitos em Excel® por regressão linear, como se pode observar em NOVAES, (2005), nas páginas 45 e 46, a correlação obtida pelo autor foi  $DBO=0,3021.DQO+131,82$  e  $R=0,80$  e a diferença percentual encontrada foi de +6,66. Os dados obtidos por uma RNA se mostraram muito mais eficientes, apresentando correlação  $DBO$  aproximadamente igual a 1.  $DQO+3,8.10^{-5}$  e  $R=1$ , como pode ser visto na Fig. 8.

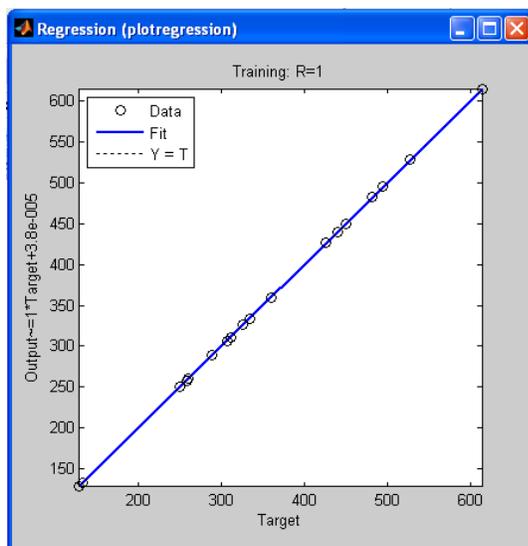


FIGURA 8 – Correlação entre DQO e DBO  
Fonte: arquivo do autor, 2010

O problema encontrado para se obter respostas mais precisas é a quantidade de dados para treinamento que é muito baixa, e o espaçamento entre os dados que por vezes se apresenta muito longo, gerando assim erros nos valores não treinados.

### DESCOBERTAS E DISCUSSÕES

Os resultados das análises feitas da água coletada no poço artesiano e os valores exigidos pela portaria 518/2004 estão apresentados na Tab 3. Pode-se observar na mesma que os resultados óbitos nas análises feitas no laboratório estão de acordo com o valor de referencia padrão. O valor alto de BQO se explica pelo fato de haver um córrego próximo ao poço artesiano como mostra a Fig.3.

### Resultados dos dados obtidos pelo programa

Como pode ser visto na Fig. 9 a Rede Neural apresenta uma ótima correlação ( $R=1$ ) se comparada a outros métodos, no entanto a curva de aprendizado (Fig. 10) não apresentou uma uniformidade nos resultados, gerando erros quando tentou-se prever novos resultados.

TABELA 3 – Resultados das análises feitas para a água em questão

Parâmetro (unidade)	Amostra	V.R*	Obs.: <sup>(1)</sup>
DQO (mg/L)	69,12	nd	Classe 2
DBO (mg/L)	8,67	5	Classe 2
pH	6,63	6,0 – 9,0	Classe 2
OD (mg/L)	8,2	□ 5,0	Classe 2
Acidez (mg CaCO3/L)	67	-	Classe 2
Dureza (mg CaCO3/L)	54	-	Classe 2
**Turbidez (UNT)	0,10	5 UNT	Classe 2
Temperatura °C	22,0	-	Classe 2

\* Valor de Referência para Padrão de Lançamento, Classes d'água ou Padrão de Potabilidade.

<sup>(1)</sup> Resolução CONAMA 357/2005. nd = não determinado. \*\* Turbidez realizada no laboratório do SAAE.

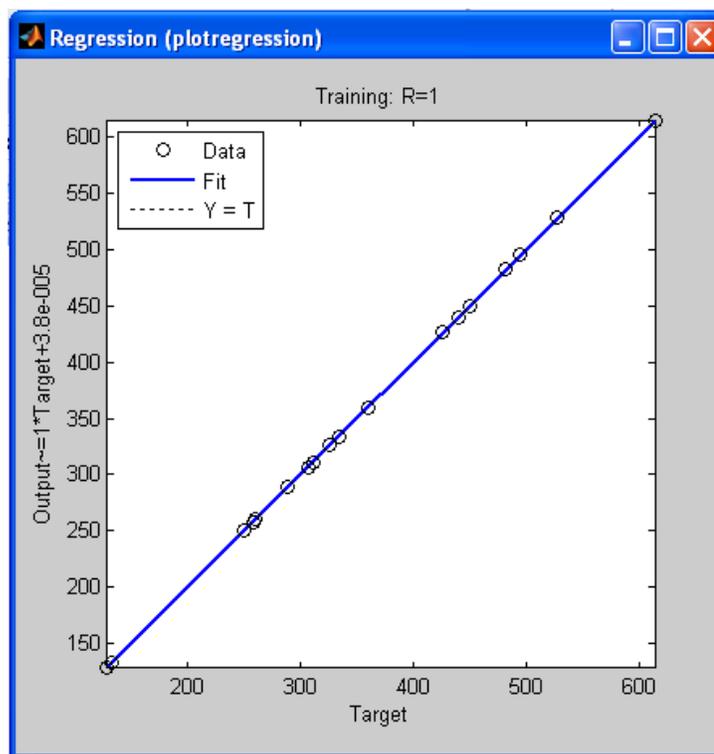


FIGURA 9 – Correlação entre a curva de aprendizado e os pontos de treinamento  
Fonte: arquivo do autor, 2010

A razão da curva não apresentar um resultado satisfatório mesmo apresentando uma correlação muito boa pode ter sido pela questão da rede ter sido treinada apenas com os dados de DQO e DBO, sendo assim, uma das conclusões que se pode tirar é que além da DQO outros fatores podem afetar a resposta da DBO, tais como: pH, OD, Turbidez, etc.

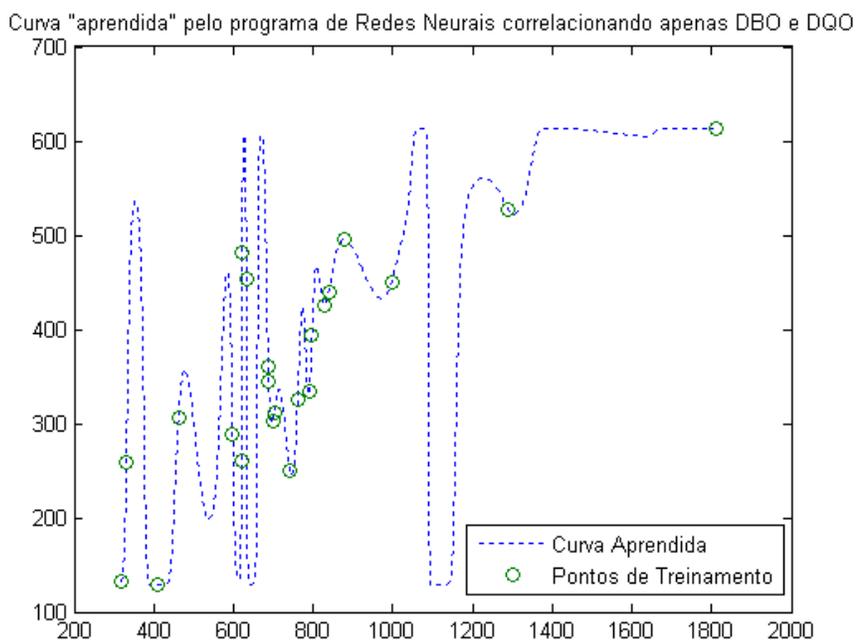


FIGURA 10 – Curva "aprendida" pelo programa de Redes Neurais correlacionando apenas DBO e DQO  
 Fonte:arquivo do autor, 2010

A pequena quantidade de dados para o treinamento da rede também pode ter afetado na curva aprendida, pois, quanto maior o número de pontos para se comparar, melhor a rede é treinada e os resultados apresentados pois o treinamento se tornam mais precisos. Uma dificuldade durante o trabalho de pesquisa foi a obtenção dos dados de análises, pois para se realizar todas as análises em laboratório geraria uma demanda de tempo muito longa e ao procurar em banco de dados, em nenhum caso as análises apresentaram todos os parâmetros (DBO, DQO, pH, Turbidez, OD, etc) necessários para um melhor treinamento da rede.

### CONCLUSÕES

De acordo com as análises obtidas no laboratório pode-se concluir que turbidez, OD, pH, DBO estão de acordo com os valores padrão a potabilidade da água exigidas na portaria 518/2004. Os testes de laboratório referentes à DBO não deverão ser ignorados mesmo porque estes são legislados.

O método de modelagem utilizado neste trabalho obteve resultado satisfatório quando necessita de respostas rápidas para DBO já que este teste em laboratório leva cinco dias.

Em relação ao programa, quanto maior o número de amostragem melhor será para treinamento da rede e mais segura será a resposta, pois o erro será menor.

Para trabalhos futuros é proposto que outros parâmetros sejam incluídos, além da DQO, para a obtenção da DBO, e o número de pontos para treinamento da rede seja aumentado. A criação de um banco de dados de poços, com intervalo regulares entre análises e com todos os parâmetros necessários seria de grande ajuda para trabalhos posteriores. Sendo assim, conclui-se outros fatores além da DQO, podem afetar a resposta da DBO, tais como: pH, OD, Turbidez.

### AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem o apoio financeiro do Centro Universitário de Formiga – UNIFOR-MG.

### REFERÊNCIAS

ABAS. 2010.Disponível em:<[www.abas.org.com](http://www.abas.org.com)>. Acesso em: em 18 de Agosto de 2010

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 12614**: Determinação da demanda bioquímica de oxigênio (DBO). (maio/1992)

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 10357**: - Determinação da demanda química de oxigênio (DQO). (Julho/1988)

ALBINO, B. D. Aníbal. **“Estudo dos indicadores de contaminação as águas subterrâneas "in situ" - Distrito urbano de 4 cidades de Maputo, Moçambique - IGC**. 2010. 105 f. Dissertação para obtenção do título de mestre. (Engenharia Ambiental) Universidade de São Paulo

BARRETO, J.M. **Inteligência artificial no limiar do séc XXI**. 3 ed. PPP edições, Florianópolis, SC, 2001

BARRETO, J.M. **Introdução a redes neurais artificiais**. IN V. Escola Regional de informática, Sociedade Brasileira de Computação, Regional Sul, Santa Maria, 1997, p 41-71

BRAGA, A. P., LUDEMIR, T. B., e CARVALHO, A. C. P. L. F. **Redes Neurais Artificiais: Teoria e Aplicações**. Rio de Janeiro: LTC, 2000.

BRASIL, Leis, decretos, etc... Portaria do Ministério da Saúde nº 518, de 25 de março de 2004.

BAIRD, C. **Química Ambiental**. 2.ed. Porto Alegre, Bookman, 2002. 622p.

BRANCO, S.M.; ROCHA, A.A. **Ecologia: educação ambiental do meio ambiente para universitários**. São Paulo: Companhia de tecnologia de Saneamento Ambiental-CETESB, 1980. 206p

CONSELHO NACIONAL DE MEIO AMBIENTE – CONAMA (Brasil). **Ministério do Meio Ambiente. Resolução n. 396, de 3 de abril de 2008. Dispõe sobre a classificação e diretrizes ambientais para o enquadramento das águas subterrâneas, e dá outras providências**. Brasília, DF. Disponível em: <<http://www.mma.gov.br/port/conama/res/res08/res39608.pdf>>. Acesso em: 05 set. 2010.

FONSECA, I. M. (s.d.). **Redes Neurais Artificiais**. Acesso em 03 de Maio de 2011, disponível em Ministério da Ciência e Tecnologia - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - Divisão de Mecânica Espacial e Controle: <http://www2.dem.inpe.br/ijar/neural1.html>

GARCEZ, L. Nogueira. **Elementos de Engenharia Hidráulica e Sanitária**. 2ª Edição. São Paulo: Edgard Blücher, 1974.

HAYLIN, S. **Redes neurais: princípios e práticas**. Porto Alegre. Bookman, 2001. 900 p.

LabIC. **Instituto de Ciências Matemáticas e Computação - Escola de Engenharia de São Carlos - Universidade de São Paulo**. 2010. <http://labic.icmc.sc.usp.br/english/> (acesso em 23 de 10 de 2010).

MACHADO, C.J.S. **Gestão das águas subterrâneas**. Rio de Janeiro. Interciências, 2001.372 p.

MARTINS, J. et. al. "**Apostila Qualidade da Água**." USP. 2008.

NOVAES, Fábio George de. **Modelagem teórica e verificação experimental da relação DBO/DQO em estações de tratamento de esgotos**.Dissertação para obtenção do título de mestre (Engenharia Química), Universidade de Franca, Franca, 2005 .

OPAS. *Organização Pan-Americana de Saúde, Plano de Desenvolvimento Institucional - OPAS/OMS*. 1984.

PREFEITURA MUNICIPAL DE FORMIGA. **Dados geográficos do Município**. Disponível em: <[http://www.formiga.mg.gov.br/index.php?base\\_principal=base&id\\_base=13](http://www.formiga.mg.gov.br/index.php?base_principal=base&id_base=13)> Acesso em: 08 set. 2010

SCHAFFER, A. **Fundamentos da Ecologia e biogeografia das águas subterrâneas**. Porto Alegre, UFRGS, 1985. 532p

SILVA, R. C., e ARAÚJO, T. M. **Qualidade da água do manancial em áreas urbanas de Feira de Santana (BA).2003. 53 f.** Trabalho de conclusão de curso (graduação em Engenharia Química) Universidade Estadual de Feira de Santana. Feira de Santana BA, 2003