

I-063 - AVALIAÇÃO DA QUALIDADE DA ÁGUA ATRAVÉS DE REDES NEURAIS AUTO ORGANIZÁVEIS NO SISTEMA DE ABASTECIMENTO DE UMA CIDADE NO NORDESTE BRASILEIRO

Clarissa Câmara de Freitas⁽¹⁾

Engenheira Sanitarista e Ambiental pela Universidade Estadual da Paraíba (UEPB). Mestre em Engenharia Civil e Ambiental pela Universidade Federal de Campina Grande (UFCG). Doutoranda em Engenharia Hidráulica e Saneamento pela Universidade de São Paulo (USP)

Fernando Fernandes Vieira

Engenheiro Químico (UFPB, 1986). Mestre em Engenharia Química (UFPB, 1989). Doutor em Engenharia Mecânica (UFPB, 2002). Professor Doutor do Departamento de Engenharia Sanitária e Ambiental (DESA) da Universidade Estadual da Paraíba (UEPB).

Mariana Rivera Freire

Engenheira Civil Universidade Federal da Bahia (UFBA) Mestranda em Engenharia Hidráulica e Saneamento Universidade de São Paulo (USP)

Juscelino Alves Henriques

Engenheiro Sanitarista e Ambiental pela Universidade Estadual da Paraíba (UEPB). Mestre em Engenharia Civil e Ambiental pela Universidade Federal de Campina Grande (UFCG). Doutorando em Saneamento, Meio Ambiente e Recursos Hídricos

Rui de Oliveira

Engenheiro Civil pela Universidade Estadual do Maranhão (UEMA). Mestre em Engenharia Civil pela Universidade Federal da Paraíba (UFPB). PhD em Engenharia Civil pela Universidade de Leeds - Inglaterra. Professor aposentado da Unidade Acadêmica de Engenharia Civil da Universidade Federal de Campina Grande (UFCG). Professor Doutor da Universidade Estadual da Paraíba (UEPB).

Endereço⁽¹⁾: Avenida dos Trabalhadores São-carlense, 400 - Parque Arnold Schmidt, São Carlos - SP, 13566-590 - Email: clarissa-camara@usp.br

RESUMO

Os sistemas inteligentes têm sido aplicados a uma grande variedade de estudos que não se limitam apenas à área computacional, na qual originalmente adquiriu o termo Inteligência Artificial, mas possuem utilidades diretas nas diversas áreas do conhecimento, entre elas a Engenharia Ambiental. O presente estudo contempla a modelagem matemática por Redes Neurais Artificiais (RNA's) e Lógica Fuzzy da qualidade da água do sistema de abastecimento da cidade de Campina Grande, estado da Paraíba. O modelo apresenta importantes contribuições para os estudos de pesquisa operacional, de modo que para a modelagem foram feitos monitoramentos de indicadores da qualidade da água com base na Diretriz Nacional do Plano de Amostragem da Vigilância Ambiental em Saúde. O processo de aprendizagem adotado nas RNA's foi a Aprendizagem Competitiva ou Clustering, fornecendo resultados satisfatórios para todas as variáveis selecionadas. A aplicação de lógica fuzzy objetivou a extração de conhecimentos através de regras difusas, com a meta de interpretação dos dados processados pela rede neural. Foram simulados cenários supondo situações enfrentadas por um operador do sistema de abastecimento. Pontos específicos da cidade apresentaram problemas quanto à concentração do cloro residual livre, por não possuírem manutenção há um longo tempo. Pontos cuja pressão é menor apresentaram concentrações elevadas de bactérias heterotróficas. Ajustes operacionais foram feitos diretamente no modelo, levando em consideração a variação das concentrações de cloro residual livre e combinado, pH e turbidez, verificando o comportamento da concentração de bactérias heterotróficas em todos os pontos do sistema de abastecimento. O modelo constitui uma ferramenta estratégica de gestão da qualidade da água.

PALAVRAS-CHAVE: Qualidade da água tratada, Sistemas inteligentes, Extração de conhecimento, Mapas de Kohonen, Lógica fuzzy.

INTRODUÇÃO

De acordo com a “Diretriz nacional do plano de amostragem da vigilância em saúde ambiental relacionada à qualidade da água para consumo humano” (BRASIL, 2007), a monitoração da qualidade da água pode ser entendida como atividade de vigilância ou de investigação. Enquanto a monitoração de investigação consiste em buscar informações sobre a qualidade da água em casos de acidentes ou eventos de surto/epidemia, a monitoração de vigilância consiste em avaliar, continuamente, a qualidade da água consumida pela população, permitindo a identificação de fatores de riscos e a definição de estratégias de melhoria da situação existente, além do acompanhamento dos impactos resultantes das medidas implementadas. A monitoração de vigilância da qualidade da água deve conciliar os princípios de amostragem (abrangência e representatividade) com outros aspectos como infraestrutura e capacidade instaladas e a complementaridade com o controle de qualidade levado a efeito pelo serviço de abastecimento.

A monitoração de vigilância da qualidade da água deve ser baseada num plano de amostragem, implementado pelos municípios em articulação com os estados devendo ser observado que todos os municípios devem implantar os indicadores sentinelas, independentemente de seu porte, bem como realizar análise dos dados de qualidade da água para consumo humano em conexão com as informações constantes no Sistema de Monitorização das Doenças Diarreicas Agudas - MDDA.

Comumente, há uma imediata associação da vigilância da qualidade da água à determinação de indicadores microbiológicos, embora seja reconhecido que não existem organismos que indiquem a presença ou ausência da ampla variedade de patógenos possíveis de serem inativados ou resistirem aos diversos processos de tratamento de água (BASTOS, 2005). Mas, variáveis físico-químicas revestem-se de grande valor em vista de serem determinadas através de métodos mais simples, rápidos e de menor custo, exigindo nível de especialização bem menor que aqueles para as determinações microbiológicas, podendo ser usadas como indicadores sentinelas. O termo sentinelas (BRASIL, 2011) é utilizado em analogia às chamadas fontes sentinelas e aos Sistemas de Vigilância Sentinela bastante utilizados na Epidemiologia. Utilizado para os indicadores sanitários, o termo pretende conferir aos mesmos a condição de instrumentos de identificação precoce de situações de riscos, em relação à água consumida pela população, que podem resultar em doenças de transmissão hídrica passíveis de prevenção e controle com medidas de saneamento básico.

No âmbito da vigilância da qualidade da água, os indicadores sentinelas referidos na “Diretriz nacional do plano de amostragem da vigilância em saúde ambiental relacionada à qualidade da água para consumo humano” (BRASIL, 2011) são a turbidez e o cloro residual livre (CRL). De fato, esses indicadores estão relacionados mais diretamente à qualidade higiênica, mas outros indicadores como o pH e o cloro residual combinado (CRC) devem fazer parte do elenco de indicadores auxiliares, em vista de sua relação com a desinfecção da água.

A turbidez que na rede de distribuição deve ser sempre inferior a 5,0 UT (BRASIL, 2011) e é causada pela presença de material em suspensão e coloidal, guarda uma relação inversa com a transparência da água, além de poder comprometer o desempenho da desinfecção. O cloro residual livre (CRL) exprime a soma das concentrações de ácido hipocloroso (HClO) e do radical hipoclorito (ClO^-), sendo o primeiro o real agente desinfetante e o segundo uma espécie de desinfetante potencial que, ao reagir com íons hidrogênio (H^+), forma ácido hipocloroso. O padrão de potabilidade brasileiro estabelece a faixa entre 0,2 e 2,0 mgCRL/L, em qualquer ponto da rede de distribuição de água, devendo a desinfecção ser realizada num pH inferior a 8,0, com um tempo de contato mínimo de 30 minutos.

O pH é uma das variáveis químicas de maior influência sobre a qualidade da água, por conferir agressividade quando inferior a 6,0 e propiciar a precipitação de carbonato de cálcio, quando superior a 9,5. O desempenho da desinfecção com cloro é altamente dependente do pH, sendo melhor em águas mais ácidas. O padrão de potabilidade (BRASIL, 2011), ora em vigor no Brasil, recomenda que o pH da água de abastecimento seja mantido na faixa entre 6,0 e 9,5.

Monocloramina (NH_2Cl), resultante da reação de ácido hipocloroso com sais de amônio, e dicloramina (NHCl_2) e tricloramina (NCl_3), formadas, respectivamente, pela oxidação de mono e dicloramina pelo ácido hipocloroso, constituem o cloro residual combinado (CRC) o qual pode coexistir com o CRL em sistemas de

abastecimento de água, particularmente em locais da rede de distribuição, como reservatórios e extremidades da rede, que favoreçam a acumulação de matéria orgânica nitrogenada passível de amonificação. Quantidades significativas de CRC indicariam manutenção deficiente e sua pesquisa pode contribuir para o estabelecimento de um programa mais eficiente de manutenção dos sistemas de abastecimento de água apresentando certa complementaridade com a contagem de bactérias heterótrofas facultativas (BFH). CRC, como mono e dicloramina têm poder desinfetante reduzido em comparação com o CRL, além de ser responsável pela ocorrência de algum odor e por uma significativa demanda de cloro livre.

As bactérias heterotróficas podem ser identificadas a partir do gênero as quais pertencem, podendo ser: *Pseudomonas*, *Clostridium*, *Desulfovibrio*, *Serratia*, *Mycobacterium*, *Acinetobacter*, *Alcaligenes*, *Klebsiella*, *Flavobacterium*, *Micrococcus*, *Bacillus*; além das espécies: *Escherichia coli*, *Aerobacter aerogenes*, *Citrobacter freundii* e *Klebsiella sp* (HELLER E PÁDUA, 2006).

As bactérias mesófilas aeróbias heterotróficas estão presentes em águas superficiais em grande número e são indicativas de insalubridade (COELHO et al., 2010). Segundo Farache Filho e Dias (2008), mesmo que a maioria das bactérias heterotróficas da flora natural da água não seja considerada patogênica, é importante que sua densidade seja mantida sob controle, pois densidades muito elevadas dessas bactérias na água podem causar riscos à saúde do consumidor. Tais indicadores são essenciais para o monitoramento da qualidade da água por caracterizarem a relevância do sistema operacional e a segurança da qualidade da água para uso humano. Entretanto, utilizá-los num processo de tomada de decisão implicaria na necessidade de análises profundas e que fossem capazes de abranger todos os perfis possíveis diante do sistema operacional.

Diante disto, os sistemas inteligentes são importantes ferramentas no planejamento, monitoramento e aperfeiçoamento eficazes de ações de saneamento. Isto se deve à grande capacidade de modelos inteligentes generalizarem, ou seja, de convergirem para qualquer sistema a ser simulado. Não são necessárias leis físicas, químicas ou de origem fenomenológica, pois o principal mecanismo que torna as redes neurais aplicáveis é o aprendizado.

Os mapas auto-organizáveis são especialmente inspirados no córtex cerebral dos mamíferos, cujas evidências biológicas demonstram que a sua organização é altamente estruturada, resultando em regiões do cérebro capacitadas em funções específicas de processamento sensorial de sinais como visão, audição, controle motor, entre outros (VAN HULLE, 2000; KOHONEN, 1997). Os neurônios tornam-se sensíveis a determinados estímulos em particular e a outros não, especializando-se no processamento de um determinado sinal, que pode ser explicado pela separação dos canais nervosos que ligam os órgãos sensoriais ao cérebro.

As células corticais são organizadas de um modo complexo e abstrato: elas tornam-se sensíveis aos estímulos de acordo com uma relação específica de similaridade, onde seus parâmetros são ajustados para que tal comportamento ocorra.

Desta forma, o aprendizado competitivo, sob a ótica de uma rede neural artificial, tem o sentido de quantificação vetorial.

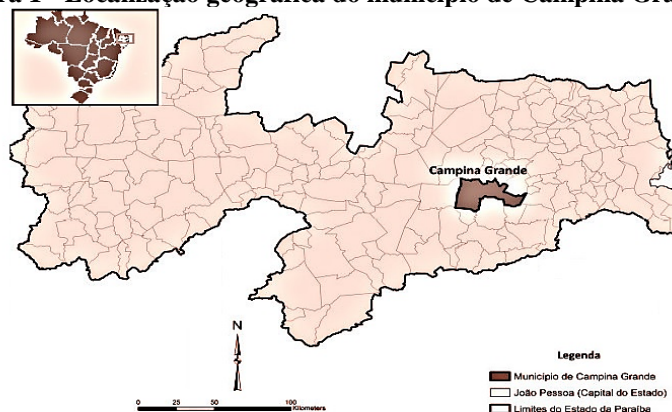
O que diferencia tal algoritmo dos demais é que apenas um neurônio de saída está ativo em um determinado instante, o que torna o modelo adequado para cenários em que as características são estatisticamente acentuadas, assim como um sistema de abastecimento de água (ETA), em que os indicadores de qualidade da água tratada são não lineares e tornam um modelo matemático mecanicista muito robusto. A aplicação da rede SOM (self organizing maps) resulta em simulações semelhantes ao cenário real, com menor esforço computacional.

MATERIAIS E MÉTODOS

A área de estudo compreende o sistema de abastecimento de água da cidade de Campina Grande, no estado da Paraíba. A cidade de Campina Grande é a sede do município homônimo, localizado na mesorregião do Agreste Paraibano, na parte oriental do Planalto da Borborema, a 7º13'11" de latitude Sul e a 35º52'31" de latitude

Oeste (Figura 1). O município de Campina Grande apresenta uma área de aproximadamente 621 km², com uma zona urbana de quase 96 km², em seus limites.

Figura 1 - Localização geográfica do município de Campina Grande.



Fonte: Próprio Autor.

A água que abastece a ETA-Morrinhos possui, como característica particular, valores de pH e alcalinidade elevados.

De acordo com estudos já realizados no âmbito do sistema de abastecimento de Campina Grande, o controle da operação é centralizado, as decisões operacionais são tomadas a partir do CCO, mediante o recebimento de informações de cada unidade operacional em que há operador. O contato do CCO com as unidades é realizado por meio de rádio ou telefone. Todas as interferências nas unidades são realizadas de forma manual pelos operadores: acionamento e desligamento de bombas, abertura e fechamento de válvulas. Portanto, o sistema não é automatizado.

Não há pontos de recloração nos reservatórios localizados na cidade e estes não passam por manutenção periódica com finalidade de limpeza e revisão de seus acessórios. O banco de dados do Serviço de Abastecimento é atualizado manualmente e não contém dados relativos à qualidade da água em todos os reservatórios de distribuição (ALBUQUERQUE, 2007).

Diante dos problemas percebidos através de consultas a estudos, relatórios, bem como ao acesso a dados da própria companhia, a construção de um modelo automático baseado em rede neural integrada com a lógica fuzzy, constitui-se em uma solução estratégica para gerenciamento do sistema de abastecimento, em termos de qualidade da água para consumo humano.

Após a coleta dos dados, foi feito o tratamento estatístico removendo os outliers dos conjuntos amostrais, através do método de Grubbs (SOKAL e ROHLF, 1981). Em seguida, o vetor de entrada foi apresentado ao algoritmo, de modo que a ativação inicial de cada unidade de saída foi estimada. Os dados foram normalizados com base em sua variância, a fim de que todos os vetores de entrada fossem reduzidos a uma mesma escala, evitando maior impacto de certos valores elevados, sobre as distâncias dos neurônios.

O modelo foi construído com 70 neurônios na camada oculta, cujos pesos foram divididos de tal forma que a soma destes sempre fosse 1. O número de neurônios foi definido com base em testes para a verificação do desempenho da rede no processo de aprendizagem. Este procedimento evita que um neurônio possa se tornar dominante e permanecer ativo em todo o tempo.

As variáveis selecionadas foram atribuídas como neurônios de entrada, e são: cloro residual livre, monoclорamina, dicloramina, tricloramina, bactérias heterotróficas mesófilas, pH e turbidez. O procedimento estatístico adotado pela rede foi o erro topográfico, que quantifica a capacidade do mapa de representar a topologia dos dados de entrada. A função de aproximação foi a Gaussiana, por apresentar menor erro topográfico e erro de quantização média, que representa a média das distâncias entre cada vetor de dados e o

correspondente vetor de pesos do neurônio vencedor (BMU). Outro modelo utilizando os pontos de coleta como variável foi construído, com o objetivo de verificar os pontos que influenciam mais sobre a qualidade da água, os indicadores que predominam nesses pontos e a correlação entre eles.

Para estas condições foram feitas 200 iterações, com uma matriz de 10x7 neurônios, utilizando o algoritmo de atualização dos pesos sinápticos dos neurônios em que, a cada vez que um item é apresentado à rede, ele sofre o processo de incremento, onde o modelo é postergado somente após a apresentação de todos os elementos (ULTSCH e SIEMON, 1990). A distribuição dos dados no modelo foi de 70% para o processo de treinamento e 30% para o processo de teste da rede.

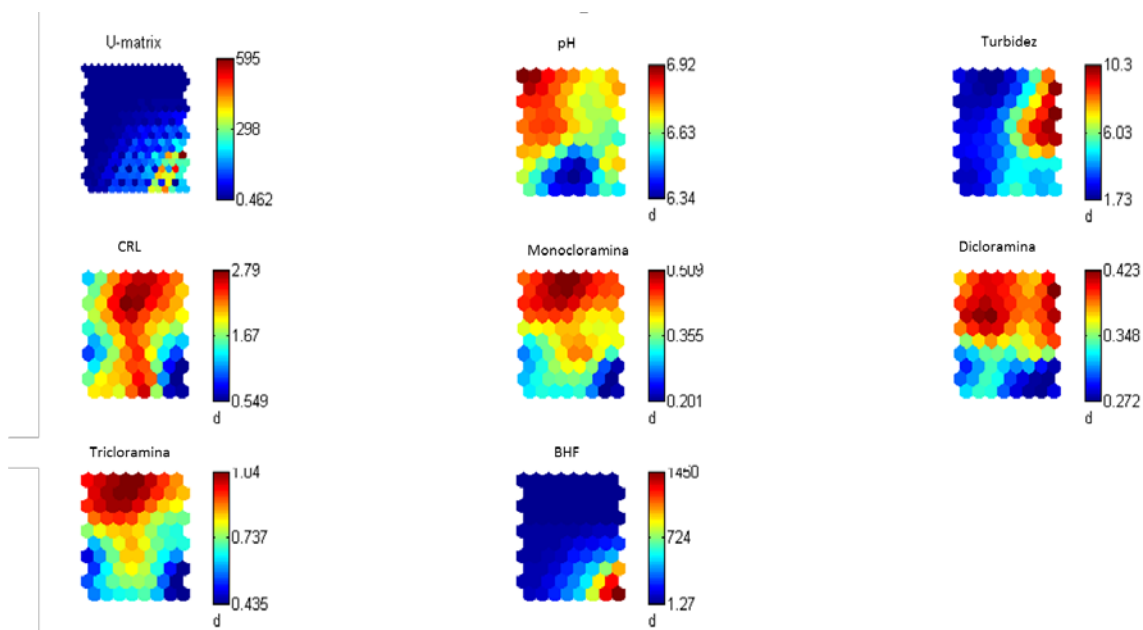
Após treinamento do SOM e a identificação dos grupos, o processo para extração das regras difusas foi iniciado. O primeiro passo foi selecionar entre todos os neurônios, que pertencem a um grupo específico, aquele que tem o maior potencial para representar o centro do grupo. A seleção foi feita através do uso da Equação 2.2 que permite estimar o potencial de um neurônio. A partir das informações de cada grupo foram extraídas 40 regras. Foi possível extrair dos pesos dos neurônios 64 características do sistema de abastecimento de água de Campina Grande. Essas características demonstraram também a relação existente entre algumas variáveis e o comportamento de outras. A conversão dos mapas em forma de valores numéricos (pesos) ocorreu com auxílio de comandos específicos da linguagem de programação usada. Esta metodologia foi baseada em um estudo sobre a aplicação de extração de conhecimento na detecção de falhas em transformadores elétricos, realizado por Silva (2013). A partir das regras extraídas, foi possível verificar sua conformidade com os valores obtidos no processo de monitoração. Através das regras extraídas do SOM, o especialista poderá verificar porque, para determinados valores de entrada dos indicadores, o sistema difuso apresenta como resposta determinado tipo de valor em termos de BHF, por exemplo, e com seu conhecimento pode validar ou não os resultados apresentados pelo sistema difuso. O uso de BHF como resposta se deve ao fato deste indicador representar um risco à segurança da qualidade da água.

As regras difusas auxiliaram também na percepção do comportamento das variáveis ao passo em que os valores de outras foram modificados, no sistema como um todo. Os cenários foram simulados com base na alteração das concentrações de CRL (cenário I) próximo ao limite mínimo recomendado pela Portaria vigente (0,2 mg/L) no ponto P3, alteração dos níveis de turbidez acima do recomendado pela Portaria vigente (5,0 UT) no ponto P0 e concentrações de CRL (cenário III) acima do recomendado pela Portaria vigente (2 mg/L embora seja admitido até 5 mg/L), verificando o que ocorre com as demais variáveis ao longo do sistema de abastecimento.

RESULTADOS

Os pontos de monitoramento foram inseridos na rede neural, a fim de que informações também fossem extraídas através de regras difusas. Cada ponto de monitoramento foi interpretado como variável, e todos os indicadores foram inseridos como rótulos, cujo erro de quantização vetorial foi de 0,446. Este erro diz que o SOM preserva a topologia dos dados de entrada. Assim, foi possível verificar onde e como cada indicador se comporta na rede de abastecimento (Figura 2).

Figura 2 - Mapas auto-organizáveis dos indicadores de qualidade da água.



Para cada grupo processado, tem-se os valores dos neurônios com maior potencial (Tabela 1). Isso significa que foi possível verificar, através dos valores dos pesos dos neurônios de maior potencial, qual a influência de uma variável em relação a outra, e seu comportamento nos pontos de monitoramento. Esse processo resultou nas regras difusas, como as apresentadas abaixo:

- Se pH é 6,65 e Turbidez é 5,83 UT e CRL é 1,79 mg/L e Monocloramina é 0,365 mg/L e Dicloramina é 0,332 mg/L e Tricloramina é 0,763 mg/L, então BHF será 123 UFC/mL.
- Se pH é 6,62 e Turbidez é 6,74 UT, CRL é 1,98 mg/L e Monocloramina é 0,401 mg/L e Dicloramina é 0,332 mg/L e Tricloramina é 0,824 mg/L, então BHF será 393 UFC/mL.

Tabela 1 - Resultados para Extração de Regras.

Pesos dos Neurônios		pH	Turbidez (UT)	CRL (mg/L)	Monocloramina (mg/L)	Dicloramina (mg/L)	Tricloramina (mg/L)	BHF (UFC/mL)
Grupo 1		6,47	6,01	2,32	0,32	0,24	0,66	337,42
Grupo 2		6,47	5,95	2,18	0,31	0,25	0,67	463,05
Grupo 3		6,50	4,69	2,49	0,33	0,26	0,75	491,79
Grupo 4		6,60	5,43	1,43	0,25	0,25	0,54	832,12
Grupo 5		6,63	5,18	1,60	0,31	0,29	0,62	84,56

Para as variáveis pH, Turbidez, cloro residual livre (CRL) e bactérias heterotróficas (BHF) também foram feitas as extrações de regras com base nos mapas SOM, para cada ponto. A escolha destas variáveis se deve à sua importância para a manutenção da qualidade da água do sistema de abastecimento, e por representarem indicadores de segurança da água.

Tabela 2 - Resultados para extração de regras em relação aos pontos de monitoramento.

	<i>Pesos dos Neurônios</i>								
	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	
<i>CRL (mg/L)</i>	1,87	3,32	1,39	2,25	2,00	2,25	1,60	0,13	<i>Grupo 1</i>
<i>pH</i>	6,78	6,58	7,42	7,14	6,76	6,78	6,62	6,67	<i>Grupo 2</i>
<i>Turbidez (UT)</i>	6,62	4,20	7,67	6,30	9,47	6,02	6,76	4,14	<i>Grupo 3</i>
<i>BHF</i>	77,00	4,00	1,00	1,00	1,00	2,00	0,00	42,00	<i>Grupo 4</i>
<i>Monocloramina (mg/L)</i>	1,85	3,63	1,84	2,13	1,61	1,20	0,06	0,05	<i>Grupo 3</i>
<i>Dicloramina (mg/L)</i>	1,10	2,71	1,66	1,66	1,57	1,16	0,08	0,02	<i>Grupo 4</i>
<i>Tricloramina (mg/L)</i>	0,20	0,72	0,72	0,48	0,72	1,00	0,02	0,03	<i>Grupo 5</i>

Os cenários foram construídos com base nos limites estabelecidos pela Portaria 2914/2011 do Ministério da Saúde, sendo os resultados são apresentados na Tabela 2. Mediante a suposição de que um operador esteja diante de quadros críticos em relação às concentrações de cada indicador estudado, nos devidos pontos de monitoramento, foram realizadas simulações com o propósito de verificar qual o comportamento de determinadas variáveis diante da alteração de uma delas, ao longo do percurso da água no sistema. Esta avaliação ocorreu com base no exemplo a seguir: se o CRL ultrapassar o valor determinado na Portaria 2914/2011 MS em P1, quais serão os seus efeitos nos pontos sucessivos? Quais serão os valores dos outros indicadores. Estas perguntas foram feitas ao passo em que novos valores eram inseridos para cada variável na rede, originando a Tabela 3.

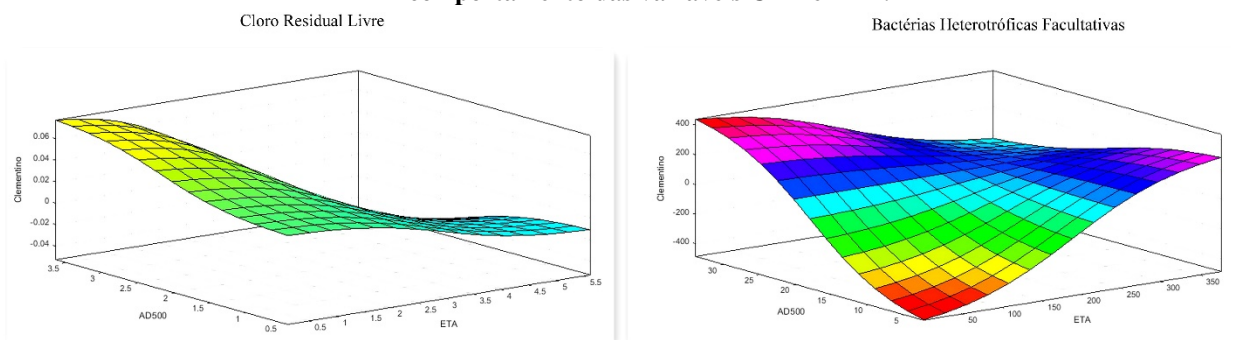
Para os indicadores de segurança da qualidade da água, CRL e BHF, foram feitas superfícies de resposta, que mostram o perfil desses indicadores nos diversos pontos monitorados.

Tabela 3 - Valores dos indicadores por pontos de monitoramento simulados pela rede neuro-fuzzy.

	pH	Turbidez (UT)	CRL (mg/L)	Monocloramina (mg/L)	Dicloramina (mg/L)	Tricloramina (mg/L)	BHF (UFC/ml)	Pontos
Cenário I	6,4755	6,0134	2,3282	0,32051	0,24884	0,66887	337,4238	P1
	6,6065	5,4355	1,5000	0,25263	0,25351	0,54244	832,1257	P2
	6,5563	4,6066	0,98591	0,22652	0,26413	0,49522	1232,7137	P3
	6,567	5,6388	1,8536	0,31431	0,2824	0,62862	275,658	P4
	6,5231	5,3302	2,1033	0,34479	0,30148	0,71708	377,3983	P5
	6,5026	3,6313	2,4363	0,36224	0,30624	0,77393	415,9645	P6
	6,6182	4,1735	1,3898	0,26471	0,26727	0,5409	765,3897	P7
	6,5091	5,2555	1,2657	0,26065	0,26731	0,51111	875,3201	P8
	pH	Turbidez (UT)	CRL (mg/L)	Monocloramina (mg/L)	Dicloramina (mg/L)	Tricloramina (mg/L)	BHF (UFC/ml)	Pontos
Cenário II	6,7651	9,3281	1,8721	0,42917	0,41455	0,79717	10,577	P1
	6,7373	3,638	1,7073	0,36937	0,38458	0,71445	26,8715	P2
	6,7334	4,697	1,6768	0,41166	0,39804	0,76037	20,3649	P3
	6,7734	6,082	1,817	0,43628	0,39226	0,84927	9,3558	P4
	6,7045	7,2944	2,0924	0,43923	0,39049	0,86156	3,5471	P5
	6,7256	8,3854	1,5	0,44322	0,40084	0,86074	2,1691	P6
	6,7455	3,0168	2,1002	0,39427	0,39785	0,81675	21,3994	P7
	6,7579	3,0366	1,9995	0,43213	0,40514	0,87865	18,4408	P8
	pH	Turbidez (UT)	CRL (mg/L)	Monocloramina (mg/L)	Dicloramina (mg/L)	Tricloramina (mg/L)	BHF (UFC/ml)	Pontos
Cenário III	6,8461	3,3945	1,9824	0,45625	0,40117	0,9371	11,2552	P1
	6,7175	3,4274	2,3991	0,47334	0,39387	0,97796	3,8771	P2
	6,7226	4,1613	2,4666	0,47948	0,38841	0,97816	1,5565	P3
	6,7185	3,1255	2,1902	0,42411	0,41176	0,91669	18,1881	P4
	6,8261	2,9895	2,1518	0,45514	0,40085	0,98054	12,9332	P5
	6,8045	2,383	2,4064	0,48327	0,40765	1,0192	5,7285	P6
	6,7347	2,4063	2,5889	0,49792	0,39918	1,0258	1,9977	P7
	6,7759	2,3248	2,5875	0,50289	0,38936	1,0316	1,055	P8

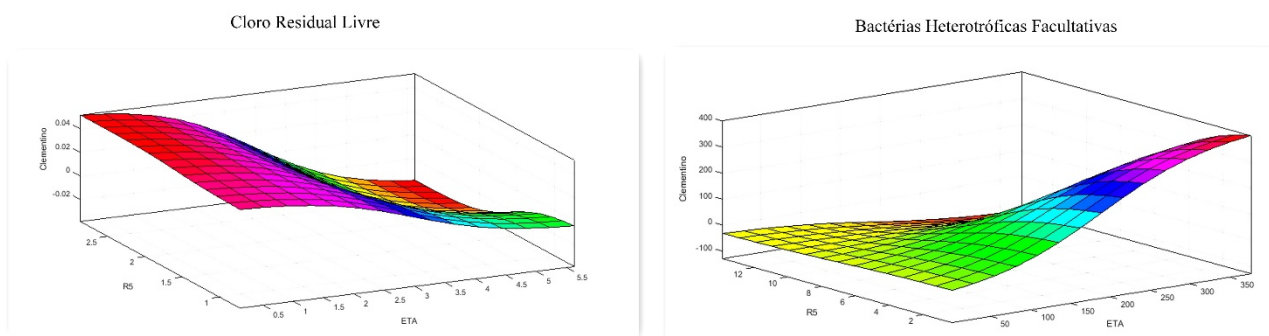
A Figura 3 representa a superfície de resposta da rede neuro-fuzzy para os pontos de monitoramento em relação aos indicadores de qualidade da água nos pontos P1, P2 e P8. Vale salientar que, para facilitar a visualização de todas as variáveis na superfície, os dados foram normalizados. A escolha dos pontos das superfícies de respostas foi feita com base nos resultados mais relevantes apresentados na Tabela 4.5. Estes dados foram interpretados com base em valores acima ou abaixo do recomendado pela Portaria 2014/2011 para as variáveis estudadas. Gradações de cor próximas ao vermelho representam concentrações mais elevadas, que tendem a níveis intermediários para cores próximas ao violeta e verde, e concentrações baixas em cores próximas ao azul escuro.

Figura 3 - Superfícies de resposta para os pontos de monitoramento P1, P2 e P8 relacionadas ao comportamento das variáveis CRL e BHF.



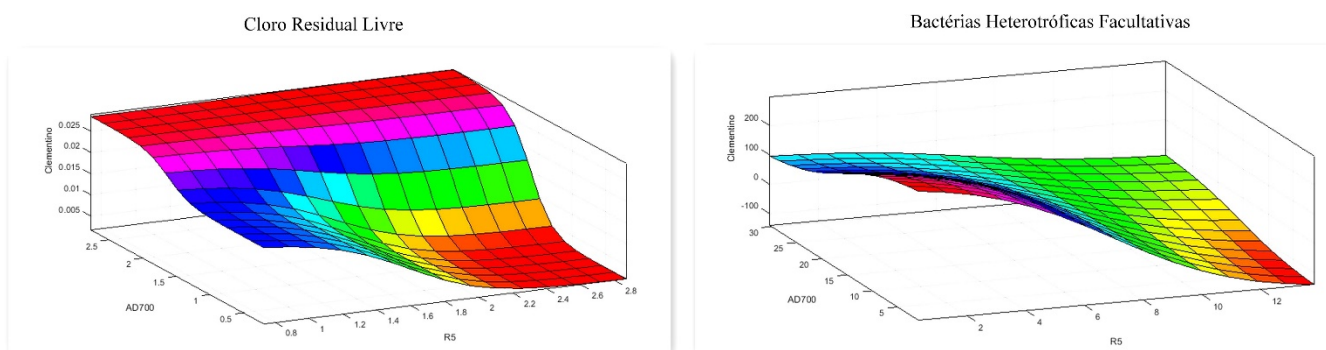
A Figura 4 representa a superfície de resposta da rede neuro-fuzzy para os pontos de monitoramento em relação aos indicadores de qualidade da água nos pontos P1, P6 e P8.

Figura 4 - Superfícies de resposta para os pontos de monitoramento P1, P6 e P8 relacionadas ao comportamento das variáveis CRL e BHF.



A Figura 5 representa as superfícies de resposta da rede neuro-fuzzy para os pontos de monitoramento em relação aos indicadores de qualidade da água nos pontos P3, P6 e P8.

Figura 5 - Superfícies de resposta para os pontos de monitoramento P3, P6 e P8 relacionadas ao comportamento das variáveis CRL e BHF.



CONCLUSÕES

Conclui-se que para o presente trabalho foi possível a geração dos mapas SOM a partir da base de dados obtidos pelo monitoramento em pontos estratégicos da cidade de Campina Grande, utilizando indicadores preconizados pela “Diretriz Nacional do Plano de Amostragem da Vigilância em Saúde Ambiental Relacionada à Qualidade da Água para Consumo Humano” (BRASIL, 2007). Os pontos de monitoramento foram suficientes para o treinamento da rede auto-organizável.

Os mapas SOM construídos para os pontos de monitoramento como variáveis do modelo foram importantes na identificação de problemas relativos aos indicadores da qualidade da água.

Foi possível identificar os grupos formados no processo de aprendizagem da rede SOM, a correlação existente entre as variáveis e as justificativas para cada perfil identificado.

Os resultados obtidos pela rede neural auto-organizável são compatíveis com os dados de treinamento.

A extração das regras difusas do mapa SOM, com base nos pesos de maior potencial, que caracterizem o sistema, foi importante no processo de interpretação dos mapas e auxiliou na construção de cenários que possibilitem a tomada de decisão, considerando as possíveis situações enfrentadas por um operador do sistema de abastecimento.

Uma das recomendações de trabalhos futuros é a aplicação do modelo em um conjunto de dados da qualidade da água atualizado diariamente, de modo que o modelo neuro-fuzzy se adeque a metodologias de previsão em relação a um determinado intervalo de tempo futuro. Recomenda-se também a inserção de outros reservatórios no modelo, como por exemplo o R-2, que abastece a região identificada pelo P8 e que pode influenciar na melhoria da qualidade da água a partir do instante em que suas características forem assimiladas pelo modelo.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. ALBUQUERQUE, A. A. Análises e Métodos de Otimização para Eficiência Energética de Estações Elevatórias em Sistemas de Abastecimento de Água. Tese de Doutorado. Programa Institucional de Doutorado Temático em Recursos Naturais da UFCG. Campina Grande, 2007.
2. BRASIL. Ministério da Saúde (MS), Secretaria de Vigilância em Saúde (SVS), Coordenação Geral de Vigilância em Saúde Ambiental (CGVAM), Vigilância da Qualidade de Água para Consumo Humano (Vigiágua). Relatório das atividades vigiágua 1998 a 2005. 2005.
3. BRASIL. MINISTÉRIO DA SAÚDE. Portaria nº2914. Disponível na Internet: http://bvsms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/portaria_2914_2011.pdf. 2011. Acesso em 18/08/2013.
4. COELHO, M. I. S.; MENDES, E. S.; CRUZ, M. C. S.; BEZERRA, S. S.; SILVA, R. P. P. Avaliação da qualidade microbiológica de águas minerais consumidas na região metropolitana de Recife, Estado de Pernambuco. Biblioteca virtual em saúde. Pesquisa em base de Dados. DOI: 10.4025/actascihealthsci.v32i1.3837. 2010.
5. FARACHE FILHO, A.; DIAS, M. F. F. Qualidade microbiológica de águas minerais em galões de 20 litros. Alimentação e Nutrição, v. 19, n. 3, p. 243-248, 2008.
6. HELLER, L.; PÁDUA, V. L. (Org.). Abastecimento de água para consumo humano. Belo Horizonte: UFMG, 2006.859p.
7. KOHONEN, T. Self-organized formation of topologically correct feature maps. Biological cybernetics, v. 43, n. 1, p. 59-69, 1982.
8. SILVA, S. A.; OLIVEIRA, R, Manual de análise físico-químicas de águas de abastecimento e residuárias. Campina Grande, PB: O Próprio Autor, 2001. 266p.
9. SOKAL, R.R; ROHLF, F. J. Biometry (2nd edn). New York: WH Feeman and Company, v. 668, 1981.
10. VAN HULLE, M.M.. Faithful Representation and Topographic Maps: From Distortion to Information-Based Self-Organization. John Wiley & Sons, 2000.