

Modelo de predição de desempenho de estações de tratamento de água de pequeno porte usando redes neurais artificiais


Model of performance prediction of small water treatment plants using artificial neural networks



- **Data de entrada:**
15/11/2017
- **Data de aprovação:**
15/06/2018

Juscelino Alves Henriques^{1*} | Marcelo Libânio² | Veber Afonso Figueiredo Costa² | Mariângela Dutra de Oliveira³

DOI: <https://doi.org/10.36659/dae.2020.008>

ORCID ID

Henriques J.A  <https://orcid.org/0000-0003-4374-6796>
Libânio M  <https://orcid.org/0000-0002-0978-7474>

Costa V.A.F  <https://orcid.org/0000-0002-3848-2098>
Oliveira M.D  <https://orcid.org/0000-0001-6501-1411>

Resumo

As estações de tratamento de água (ETAs) têm um papel fundamental e estratégico no controle de doenças transmitidas pela água por meio da potabilização da água, para atender às necessidades da população que é abastecida por ela. Nesse contexto, a avaliação do desempenho dessas estações é primordial, particularmente para as entidades responsáveis pelo estágio de controle da qualidade da água, uma vez que a ETA deve apresentar e operar com condições mínimas necessárias para alcançar seu objetivo. Para o desenvolvimento dos modelos (Modelo 1 - com base na turbidez da água tratada e Modelo 2 - com base na cor aparente da água tratada) foram utilizados dados referentes à qualidade da água bruta e tratada, fatores operacionais e parâmetros hidráulicos de 3 ETAs, com taxas de fluxo de 50 L.s⁻¹ ou menos. Os modelos foram desenvolvidos usando a caixa de ferramentas do Matlab®, a partir da rede neural do tipo de camadas recorrentes, com função de ativação *tansig* e *purelin*. Como resultados, os modelos apresentaram coeficientes de determinação de 0,928 e 0,823 para turbidez e cor aparente da água tratada, respectivamente. Os resultados corroboram a aplicação da Inteligência Artificial em estações de tratamento de água, com o objetivo de otimizar processos e garantir uma maior operabilidade da ETAs, gerando um produto cada vez mais confiável.

Palavras-chave: Desempenho da planta de tratamento de água. Processos de otimização. Rede neural artificial.

Abstract

The water treatment plants (WTP) have a fundamental and strategic role in the control of waterborne diseases through the potabilization of water, to meet the needs of the population that is supplied by it. In this context, evaluating the performance of these stations is paramount, particularly for the entities responsible for the water quality control stage, since WTP must present and operate with minimum conditions necessary to achieve its objective. For the development of the models (Model 1 - based on turbidity of treated water and Model 2 - based on the apparent color of the treated water) data were used referring to raw and treated water quality, operational factors and hydraulic parameters of 3 WTPs, with flow rates of 50 L.s⁻¹ or less. The models were developed using

¹ Instituto Federal do Espírito Santos - IFES Campus Ibatiba. Av. Sete de Novembro, 40, Centro, CEP: 29.395-000, Ibatiba (ES), Brasil.

² Universidade Federal de Minas Gerais - UFMG. Escola de Engenharia da UFMG. Belo Horizonte (MG), Brasil.

³ IFES Campus Vitória. Av. Avenida Vitória, 1729 - Jucutuquara - Vitória (ES), Brasil.

* **Autor correspondente:** juscelino.henriques@ifes.edu.br.

the Matlab® toolbox, from the neural network of the recurrent layers type, with activation function *tansig* and *purelin*. As results, the models presented regression coefficients of 0.928 and 0.823 for turbidity and apparent color of treated water, respectively. The results corroborate for the application of Artificial Intelligence in water treatment plants, with a view to optimizing processes and guaranteeing greater WTPs operability, generating an increasingly reliable product.

Keywords: Water treatment plant performance. Optimization processes. Artificial Neural Network.

1 INTRODUÇÃO

No âmbito das estações de tratamento, a análise de desempenho é uma prática que já vem sendo bastante consolidada como ferramenta de controle e gerenciamento das mesmas, buscando sempre a melhoria contínua do processo e da qualidade. É de senso comum a excelência de sua aplicação no saneamento ambiental, tendo-se como exemplo as estações de tratamento de águas residuárias, com vistas à redução da concentração de alguns parâmetros de qualidade, bem como para o atendimento aos padrões de lançamento preconizados pelos órgãos ambientais; para a otimização de processos e do consumo de produtos e insumos utilizados nas etapas de tratamento, bem como na minimização de resíduos e/ou subprodutos gerados nestes (SWEE-TAPPLE et al., 2014). Portanto, como forma de auxiliar os tomadores de decisões e gestores dos sistemas de abastecimento de água, tem-se a avaliação de desempenho de estações de tratamento de água.

Nas estações de tratamento de água para abastecimento humano, tal análise se reveste de grande importância, notadamente como forma de eliminar e/ou mitigar os riscos à saúde associados com a qualidade da água produzida. Segundo Alegre et al. (2006), os indicadores de desempenho podem ser divididos nos seguintes grupos: recursos hídricos, pessoal, aspectos físicos, operacional, qualidade dos serviços e levantamento econômico e financeiro. Além disso, foram listados sete componentes relacionados

com o desempenho das ETAs, quais sejam: qualidade da água tratada, confiabilidade da ETA, uso de recursos naturais e matérias-primas, gerenciamento de subprodutos, segurança, recursos humanos e recursos econômicos e financeiros (VIEIRA et al., 2008).

Em 1998, a Agência de Proteção Ambiental dos Estados Unidos da América (USEPA) publicou um documento técnico que traz em seu escopo formas de otimização das operações unitárias que envolve o tratamento de água a partir do desempenho da ETA, com base numa metodologia denominada *Composite Correction Program* (CCP), já aplicada desde 1988 em diversos sistemas de abastecimento de água dos Estados Unidos e Canadá. A finalidade básica desse programa era dividir todas as operações unitárias da ETA e analisá-las individualmente, de modo a estabelecer barreiras disponíveis eficazes, no processo de tratamento de água, contra a passagem de material particulado e/ou de agentes patogênicos na água tratada (USEPA, 1998).

A utilização do conceito de múltiplas barreiras, para materiais persistentes e para organismos patogênicos, é citada por várias agências reguladoras como forma de avaliação do desempenho dos sistemas de tratamento (CCME, 2004; ALBERTA, 2012). Isso se deve ao fato da diminuição dos riscos à saúde, pois quanto mais eficientes forem as barreiras, menor será chance de ocorrência um possível contaminante na água (ZHANG et al., 2012).

Apesar das diversas formas de aplicação, essa atividade não é realizada de forma intuitiva, pois há diversas metodologias descritas na literatura e toda uma exigência por parte das agências reguladoras e órgãos ambientais para sua execução. Dentre os marcos regulatórios que preveem a análise de desempenho de sistemas que produzem água potável, tem-se a ISO 24.510/2007, que norteia as atividades de avaliação e de melhorias em estações de tratamento de água e de esgotamento sanitário. Essa norma estabelece a necessidade da adoção de critérios para tal avaliação dos sistemas de serviços, bem como o uso de indicadores de desempenho atrelados a estes critérios (ISO, 2007), corroborando as ações previstas no Plano de Segurança da Água - PSA, estabelecido pela Organização Mundial de Saúde (WHO, 2011). Para tanto, contudo, outros conceitos foram introduzidos, tais como: Confiabilidade – capacidade da estação de produzir água dentro dos padrões de qualidade; Robustez – capacidade da estação de atender à legislação independentemente da qualidade da água afluyente à ETA, e Resiliência – tempo que a ETA leva para recuperar sua operação ordinária após uma interferência abrupta (GUPTA & SHRIVASTAVA, 2006; ZAKARIAN et al., 2007; GUNDERSON & PRICHARD, 2002).

Além destes, podem-se destacar os trabalhos desenvolvidos por Ahmadli et al. (2016), Mota et al. (2015), Makungo et al. (2011), Alí et al. (2012), Al-Jeebory & Ghawi (2009), Farhaoui & Derraz (2016) e Gholikandi et al. (2012), em que os parâmetros de qualidade da água são o objeto principal para a avaliação de desempenho das estações em estudo. Além de Bereskie, colaboradores desenvolveram e aplicaram mais uma ferramenta capaz de realizar, de forma satisfatória, o desempenho de pequenas estações de tratamento de água. A metodologia é um processo de melhoria contínua (do inglês *Continuous Performance Improvement* - CPI) aplicado em sete ETAs de pequeno porte localizadas na

província de Terra Nova e Labrador, Canadá (BERESKIE et al., 2017).

Como ferramenta no auxílio à tomada de decisão, os modelos de predição são admitidos como importante aliados, tendo em vista sua capacidade de predição, antevendo situações e garantindo maior eficiência frente às situações que requerem respostas com uma certa urgência, como ocorre em sistemas de tratamento após catástrofe, por exemplo. Essa e outras aplicações fazem com que o uso de modelos de predição seja cada vez mais requerido na busca de uma abordagem mais científica na gestão de sistemas de grande interesse, como as estações de tratamento de água para abastecimento humano e de tratamento de águas residuárias.

As bases dos modelos de predição propostos pela literatura são diversas, assim como suas aplicações nas mais diversas áreas do conhecimento. De acordo com Raikar et al. (2016), as ferramentas computacionais muito têm contribuído para tais aplicações, graças à robustez, à precisão e ao baixo custo de solução. Na prática, as ferramentas computacionais simulam o cérebro humano na busca de resultado lógico-preciso. Estes têm suas bases na inteligência artificial, por exemplo, as Redes Neurais Artificiais (RNAs).

A RNA é uma ferramenta funcional, dotada de aplicações múltiplas, notadamente na aplicação em soluções complexas e que requeiram acurácia e precisão nos seus resultados. Um sistema baseado em RNA é representado pela formação de uma rede composta por neurônios, sendo que cada um destes é formado por nós, sinapses ou bias e função de ativação; em cada nó há um peso específico, responsável pelo efeito que terá sobre a etapa seguinte (ARAM et al., 2017). Na sua aplicação são utilizadas diversas formas de arquitetura, sendo que sua escolha está condicionada à aplicabilidade da rede, tendo em vista

seu desempenho mediante a tarefa a ser realizada e o processamento dos dados de entrada.

Nesse cenário, o objetivo deste trabalho é propor modelos de predição de desempenho de estações de tratamento de água do tipo convencional ou ciclo completo de pequeno porte, utilizando RNA com base nas características da água tratada, nos parâmetros hidráulicos e operacionais das estações, tendo a turbidez e cor aparente da água tratada como parâmetros de saída ou de controle.

2 MATERIAL E MÉTODOS

Para a realização desta pesquisa foram utilizadas estações convencionais de tratamento de água com etapas de coagulação, floculação, decantação, filtração rápida e desinfecção. Essa escolha se deve ao fato de esse tipo de tratamento ser o mais utilizado na maioria das ETAs de todo o país. Foram escolhidas três estações de tratamento de água do estado do Espírito Santo, Região Sudeste do Brasil. Todas as estações utilizadas neste trabalho estão descritas na Tabela 1.

Os parâmetros utilizados foram escolhidos de acordo com o preconizado pelo Anexo XX da Portaria de Consolidação MS nº 5/2017 do Ministério da Saúde, referentes à etapa de controle da qualidade da água realizada pelas companhias responsáveis pelas ETAs em estudo (BRASIL, 2017). Também serão utilizados parâmetros que compõem os IQETA, levando em consideração o que recomenda a NBR 12216/1992 (ABNT, 1992), seguindo a metodologia utilizada por Oliveira (2014) para a elaboração do modelo de previsão baseado na Lógica Fuzzy, e outros adotados nesta pesquisa, conforme segue:

- Qualidade de água bruta: turbidez e cor aparente;

- Parâmetros hidráulicos: tempo de floculação, velocidade de sedimentação, velocidade longitudinal de escoamento e taxa de filtração;
- Parâmetros operacionais: grau de instrução do operador, realização de ensaio em *jar test* e dosagem de coagulante; e
- Qualidade de água tratada: turbidez e cor aparente.

Tabela 1. Descrição das estações de tratamento de água utilizadas na pesquisa

Estação de Tratamento	Vazão de projeto (L.s ⁻¹)	Vazão média afluente (L.s ⁻¹)
ETA 1	36	39
ETA 2	11	47
ETA 3	26	37

No cálculo dos parâmetros hidráulicos, com exceção da vazão afluente, para a composição dos modelos foram utilizadas equações de projeto, conforme utilizadas por Lopes (2005). Já para as variáveis relativas ao grau de instrução do operador e realização de ensaio em *jar test* foram atribuídos valores numéricos de 1 a 4 para o primeiro, e 1 ou 2 para o segundo (1 para sim e 2 para não). Como forma de facilitar o entendimento das variáveis, as mesmas foram renomeadas da seguinte forma:

- Cor aparente da água bruta (uC) – **CorB**;
- Turbidez da água bruta (uT) – **TuB**
- Dosagem de coagulante (mg.L⁻¹) – **DosCoag**;
- Grau de instrução do operador da ETA – **InstOp**;
- Realização de ensaio de *jar test* – **EnsJar**;
- Tempo de Floculação (s) – **TemFloc**;
- Velocidade de sedimentação na decantação (cm.min⁻¹) – **VelSed**;
- Velocidade longitudinal de escoamento na decantação (cm.s⁻¹) – **VelLong**;

- Taxa de filtração ($\text{m}^3 \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{dia}^{-1}$) – **TxFilt**;
- Turbidez da água tratada (uT) – **TuT**; e
- Cor aparente da água tratada (uC) – **CorT**.

A inserção desses parâmetros no modelo se justifica pelo fato de estarem diretamente ligados à produção de água potável e de reunirem um conjunto de informações relevantes acerca da qualidade, quantidade e, por conseguinte, da segurança da água produzida em cada ETA onde o modelo poderá ser implementado.

Na escolha desses parâmetros foi considerado o quantitativo de dados, bem como a frequência de análise e o tempo de monitoramento. Estes são de fundamental importância para a aplicação dos testes estatísticos e para que se possa alcançar resultados mais realísticos a partir da proposição dos modelos. Para a realização desta etapa foram realizados testes de consistência dos dados.

Os dados foram adquiridos por solicitações, realizadas mediante formulários padrões estabelecidos pelas companhias de saneamento e pelos acordos de cooperação entre as entidades envolvidas nesta pesquisa. As variáveis de qualidade de água foram enviadas por arquivos digitais em planilhas, já as demais variáveis estão sendo levantadas pelo preenchimento de questionários e em visitas técnicas em cada ETA. Os dados utilizados nesta pesquisa são referentes aos anos de 2009 a 2014, inclusive.

Foram realizados os testes estatísticos preliminares (verificação de dados censurados, ocorrência de *outliers* – média mais duas vezes o desvio padrão, estatística descritiva ou exploratória e teste de normalidade), tendo em vista que essas análises são de grande importância para que se tenha um conhecimento inicial do comportamento dos dados e suas influências na proposição dos modelos. Em todos os testes estatísticos foi utilizado o software estatístico IBM SPSS®.

Após a aplicação dos testes estatísticos supracitados, partiu-se para fase de elaboração dos modelos. Inicialmente, com o modelo baseado na resposta da turbidez da água tratada, tendo em vista que este parâmetro possui grande relevância quanto à segurança da qualidade da água, conforme já citado pelo Anexo XX da Portaria de Consolidação MS nº 5/2017; e com base nos resultados deste, a elaboração do segundo modelo (cor aparente) foi iniciada.

Para a elaboração dos modelos foi utilizado um quantitativo de 2691 dados para cada parâmetro que compõe os modelos, sendo que estes foram divididos da seguinte forma: 2000 dados para etapa de treinamento ou aprendizagem das redes neurais e 691 dados para a etapa de simulação das mesmas.

Os modelos foram desenvolvidos por meio do *software* Matlab®. Nessa etapa, utilizou-se a ferramenta *Neural Network Toolbox* – *nntool* (Figura 1), específica para modelagem com RNA. O uso dessa ferramenta permite uma aplicação de forma mais direta e uma modelagem do tipo “*Black-box*”. Foram atribuídos apenas os pontos de contorno, tais como tipologia e arquitetura da rede, número de neurônio na camada oculta, número de camadas, tipo de algoritmo de treinamento, função de ativação na camada oculta e na camada de saída, algoritmo de adaptação de aprendizagem, algoritmo para o cálculo da performance e percentual de dados utilizados na etapa de aprendizagem da rede.

No desenvolvimento desta pesquisa foi iniciada a elaboração do modelo para a turbidez da água tratada, tendo como arquitetura a rede do tipo Rede do tipo Camada Recorrente, função de treinamento Levenberg-Marquardt (*trainln*), função de adaptação de aprendizagem do tipo *learnngdm*, cálculo da performance pelo erro quadrado médio (*MSE*), duas camadas (oculta e de saída), seis neurônios na camada oculta, função

de transferência na camada oculta do tipo tangente hiperbólica (*tansig*) e função de transferência

na camada de saída do tipo linear (*purelin*), conforme ilustrado na Fig. 2.

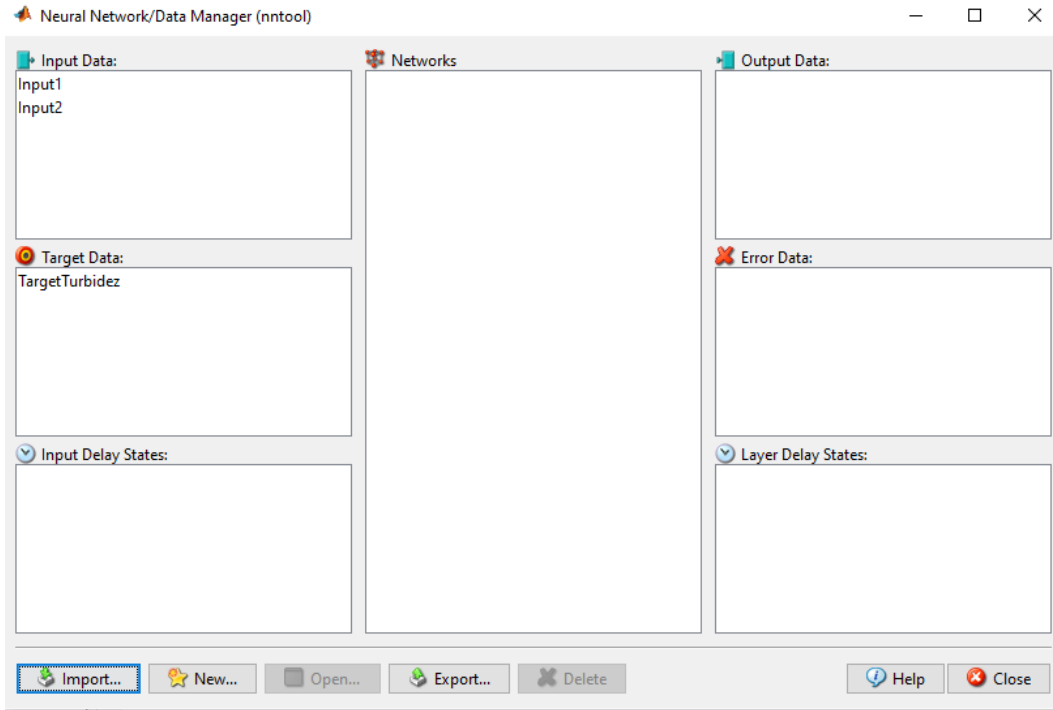


Figura 1. Caixa de ferramentas utilizada para o desenvolvimento da rede neural

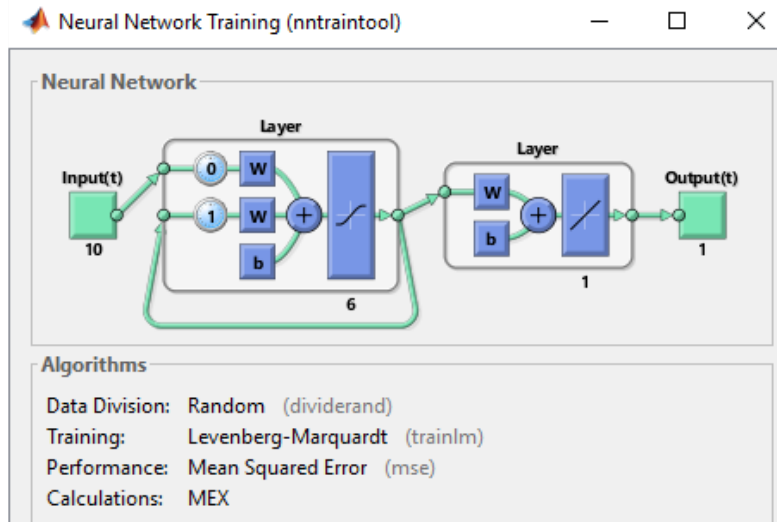


Figura 2. Arquitetura da rede neural utilizada nos modelos

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Na elaboração desses modelos foram utilizados 2691 dados de 11 parâmetros distintos, conforme anteriormente descritos, totalizando um conjunto de 29601 dados de três estações de tratamento de água.

3.1 Análise estatística exploratória

Quanto aos testes de outliers, foi verificado que a maioria dos conjuntos de variáveis apresentou considerável quantidade de valores extremos ou fora do padrão do conjunto de dados. No entanto, todos os valores foram mantidos por representarem fielmente a realidade das estações de tratamento de água utilizadas na pesquisa. Tal feito também se deve ao fato de, conforme já apresentado, todas as ETAs operarem com sobrecarga, além das próprias características das águas afluentes às mesmas; por serem oriundas de mananciais lóticos, em que a qualidade de suas águas sofre grande influência dos eventos de precipitação.

Dentre os conjuntos das 11 variáveis, todas seguem uma distribuição normal ao nível de significância de 5% para os testes de Shapiro-Wilk e Kolmogorov-Smirnov. Ambos os testes foram aplicados devido à diferença de sensibilidade que há entre eles e pelo fato de não requererem maiores recursos metodológicos.

A Tabela 2 ilustra o resultado dos testes estatísticos básicos para as 11 variáveis estudadas nos modelos. Com relação à medida de tendência central, verificou-se que a maioria dos valores se encontra dentro do limite comumente encontrado para estações de tratamento de água que realizam o mesmo tipo de operação, bem como para as características da qualidade da água afluente e efluente; os valores que se encontram fora desse limite podem estar relacionados à sobrecarga das estações, além de possíveis imperfeições no dimensionamento de alguma operação unitária que compõe o tratamento.

Em se tratando de medidas de dispersão, é possível verificar que há grande variabilidade de alguns conjuntos de variáveis, conforme apresentado pelos valores do coeficiente de variação, mínimo e máximo. Tal variabilidade, quando verificada nas variáveis que representam a qualidade da água, pode estar relacionada aos eventos de chuvas que ocorreram na bacia hidrográfica, onde o manancial de captação se encontra, bem como aos fatores que caracterizam o uso e ocupação do solo, tendo em vista que estes irão implicar no escoamento das águas que afluem aos referidos mananciais. Já para as variáveis TemFloc e TxFilt, essa variabilidade pode ser justificada pela sobrecarga das ETAs, devido à necessidade de aumento de produção de água frente ao crescimento populacional de cada município.

Tabela 2. Apresentação dos resultados da estatística exploratória para todas as variáveis

VAR.	MÉDIA	MEDIANA	COEF. VAR.	MÍNIMO	MÁXIMO
CorB	83,62	54,70	116,31	21,80	1631,50
TuB	41,11	16,22	192,54	3,26	1363,67
DosCoag	12,38	10,67	49,95	3,67	59,80
InstOp	2,45	2,00	20,41	2,00	3,00
EnsJar	1,32	1,00	35,53	1,00	2,00
TemFloc	1877,02	2497,99	52,92	507,35	3555,59
VelSed	1,21	1,01	33,06	0,72	2,47
VelLong	0,31	0,23	45,62	0,11	0,72
TxFilt	272,00	279,94	17,16	60,10	382,86
CorT	2,69	2,20	86,63	0,01	28,83
TuT	0,49	0,23	197,86	0,05	15,43

Quando analisado o atendimento dos parâmetros de qualidade da água tratada (cor aparente e turbidez) ao Anexo XX da Portaria de Consolidação MS nº 5/2017, foi verificado que em determinados momentos seus valores excederam o máximo permitido segundo o referido padrão de potabilidade ora em vigor. Tal fato evidencia a real situação das ETAs quanto a robustez e/ou resiliência.

3.2 Modelo em RNA para a turbidez da água tratada

Na Fig. 3 são ilustrados os valores de turbidez observada e calculada, por meio do Modelo 1. Conforme apresentado, os valores são muito próximos e verifica-se que se o modelo é capaz de prever picos positivos e negativos para a variável em questão, sendo possível realizar estudos de previsão para a turbidez da tratada a partir da estimativa das variáveis de entrada.

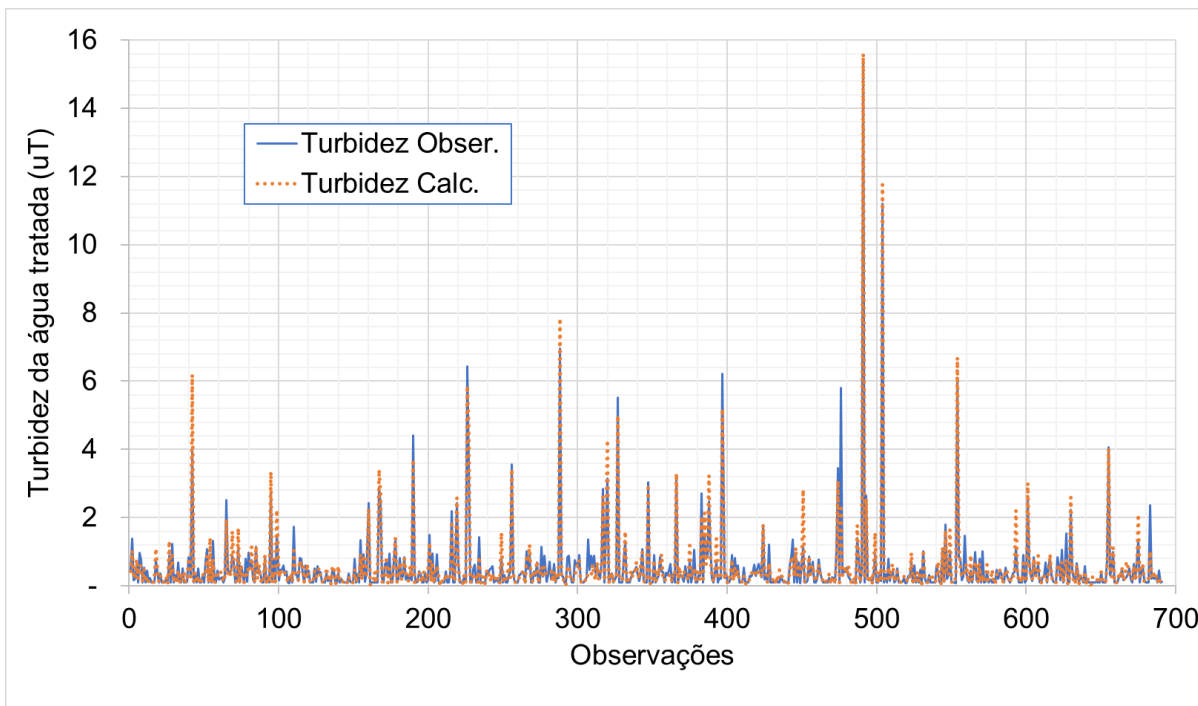


Figura 3. Comparação entre o comportamento dos valores de turbidez da água tratada observados e calculados

Com relação ao atendimento ao padrão de potabilidade ora em vigor, verificou-se que o Modelo 1 foi fidedigno ao Anexo XX da Portaria de Consolidação MS nº 5/2017, bem como aos valores de turbidez previamente medidos nas saídas das

ETAs aqui analisadas, tendo em vista que a maioria dos valores foi inferior a 0,5 uT (Fig. 4). Esse resultado justifica a aplicação do referido modelo, pelo fato de o mesmo apresentar resultados realísticos.

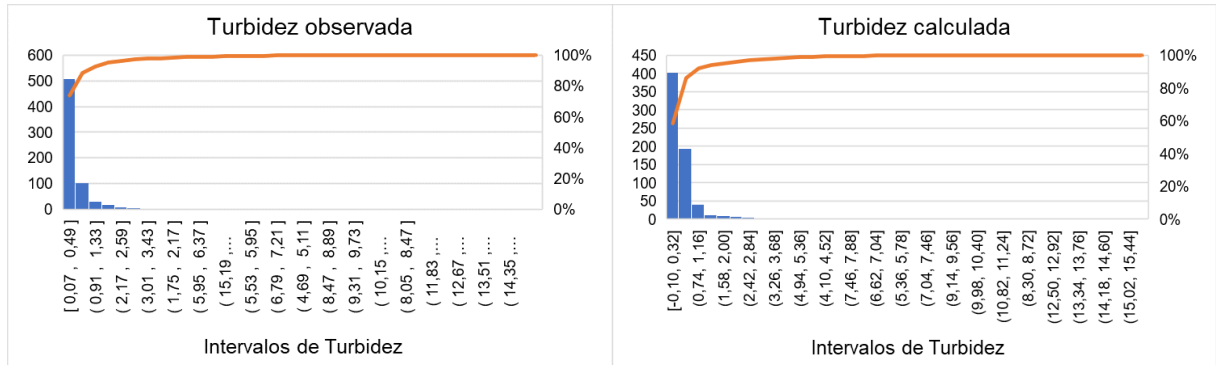


Figura 4. Distribuição de frequência para a turbidez observada e calculada

Como forma de atestar a aderência ou a resposta do Modelo 1, foi aplicado o teste de correlação entre os valores de turbidez observada e calculada. Foi gerado o modelo de regressão linear, o qual apresentou um excelente resultado ($R^2 = 0,9288$,

$p\text{-valor} = 0$), conforme apresentado na Fig. 5. Esse resultado indica que o Modelo 1 foi capaz de prever, com grande precisão, o desempenho das estações de tratamento de água de pequeno porte a partir dos valores de turbidez de água tratada.

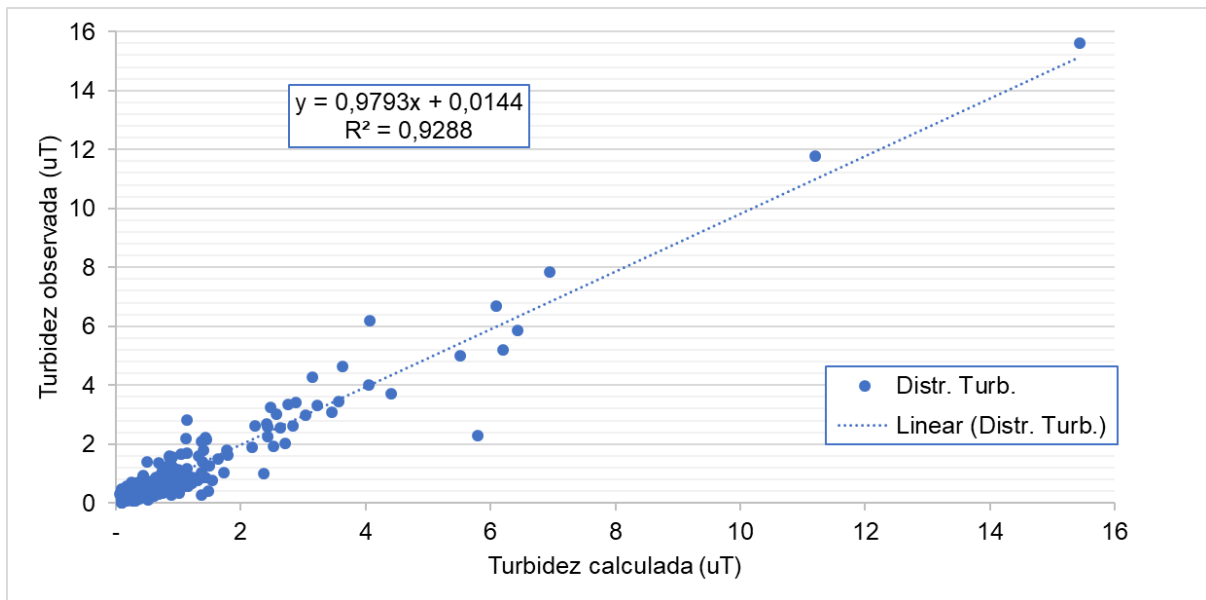


Figura 5. Comportamento da correlação entre a turbidez calculada e observada

3.3 Modelo em RNA para a cor aparente da água tratada

Como forma de assegurar que a predição do desempenho das estações de tratamento de água não estivesse sob o controle de um parâmetro apenas, como ocorre na maioria desses tipos de modelos propostos, a cor aparente da água tratada também foi escolhida como variável dependente ou de controle. Ambos os parâmetros reúnem informações importantes sobre a qualidade da água, além de usualmente apresentarem significativa correlação quando a cor verdadeira é baixa. O modelo de predição de desempenho com base na cor aparente da água tratada foi denominado Modelo 2. Este foi desenvolvido a partir de todos os parâmetros admitidos na composição do Modelo 1.

Na Fig. 6 é ilustrado o comportamento da cor aparente observada e calculada para o mesmo período. Constata-se que, assim como ocorreu com o Modelo 1, o Modelo 2 conseguiu prever o comportamento do parâmetro cor aparente, notadamente acompanhando os valores mais elevados para o referido parâmetro. Também é possível verificar que há uma pequena fragilidade do Modelo 2 na predição dos valores mais baixos, fato que pode estar relacionado à própria característica dos parâmetros, que, diferentemente da turbidez, tem sua origem a partir da presença de material dissolvido, o que dificulta sua remoção no processo de tratamento, particularmente quando os valores de entrada são reduzidos.

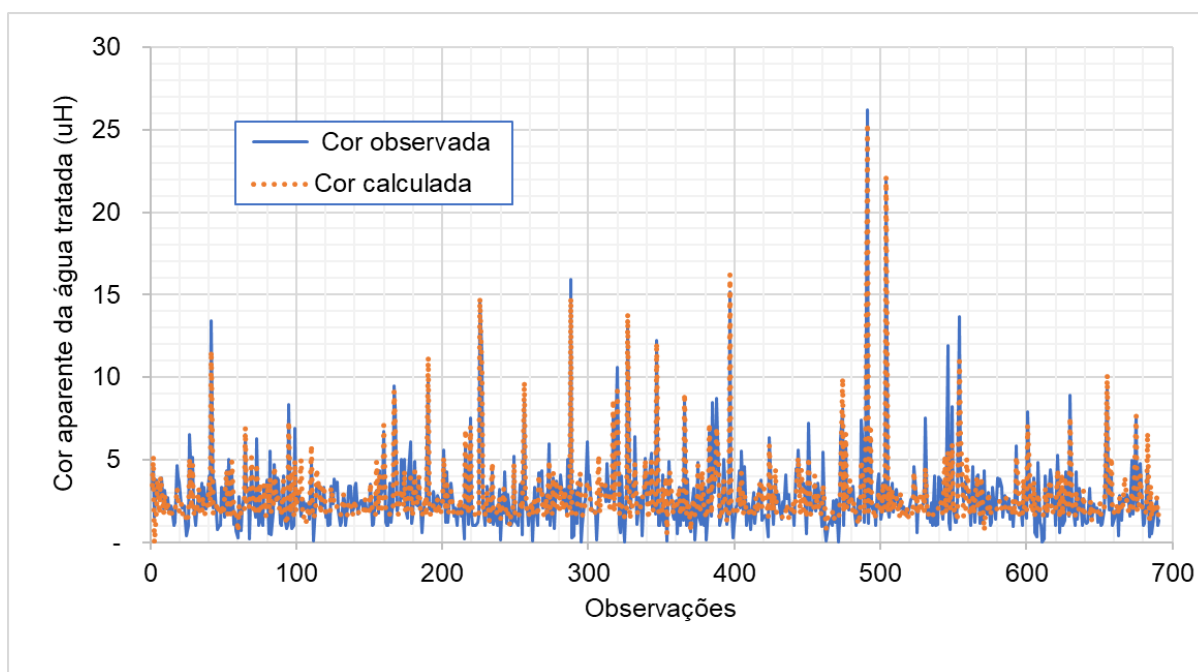


Figura 6. Comparação entre o comportamento dos valores de cor aparente da água tratada observados e calculados

Em se tratando do atendimento ao Padrão de Potabilidade ora em vigor pelos valores gerados a partir do Modelo 2, observa-se o mesmo fato que houve para o Modelo 1 com a maioria dos valores

observados e preditos ou calculados dentro do preconizado pelo Anexo XX da Portaria de Consolidação MS nº 5/2017 (Fig. 7).

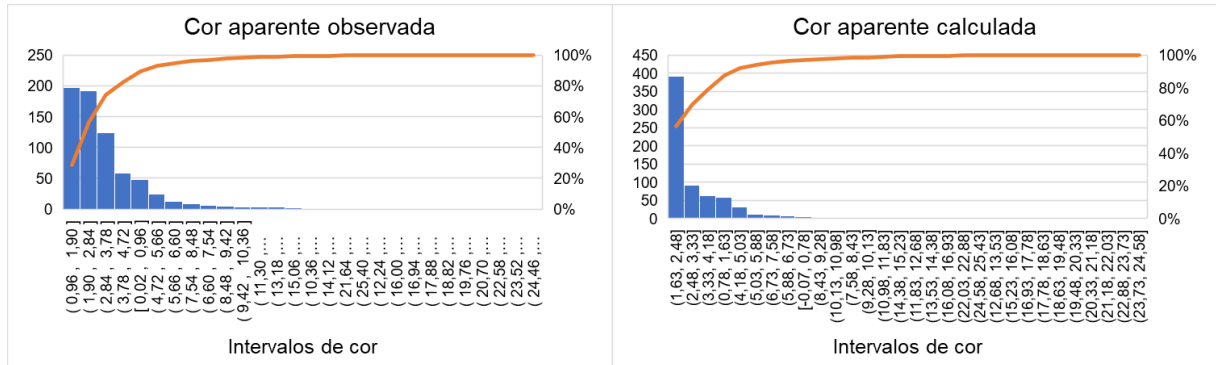


Figura 7. Distribuição de frequência para a cor aparente observada e calculada

Conforme apresentado na Fig. 8, apesar de inferior ao Modelo 1, o Modelo 2 apresentou aceitável capacidade de predição do desempenho das ETAs, com coeficiente de determinação (R^2) de 0,8233 (p -valor = $1,4 \cdot 10^{-261}$) e coeficiente de cor-

relação (R) de 0,907. Esses resultados atestam a capacidade de aplicação do referido modelo para a finalidade pretendida, mesmo que certos ajustes ainda possam ser necessários.

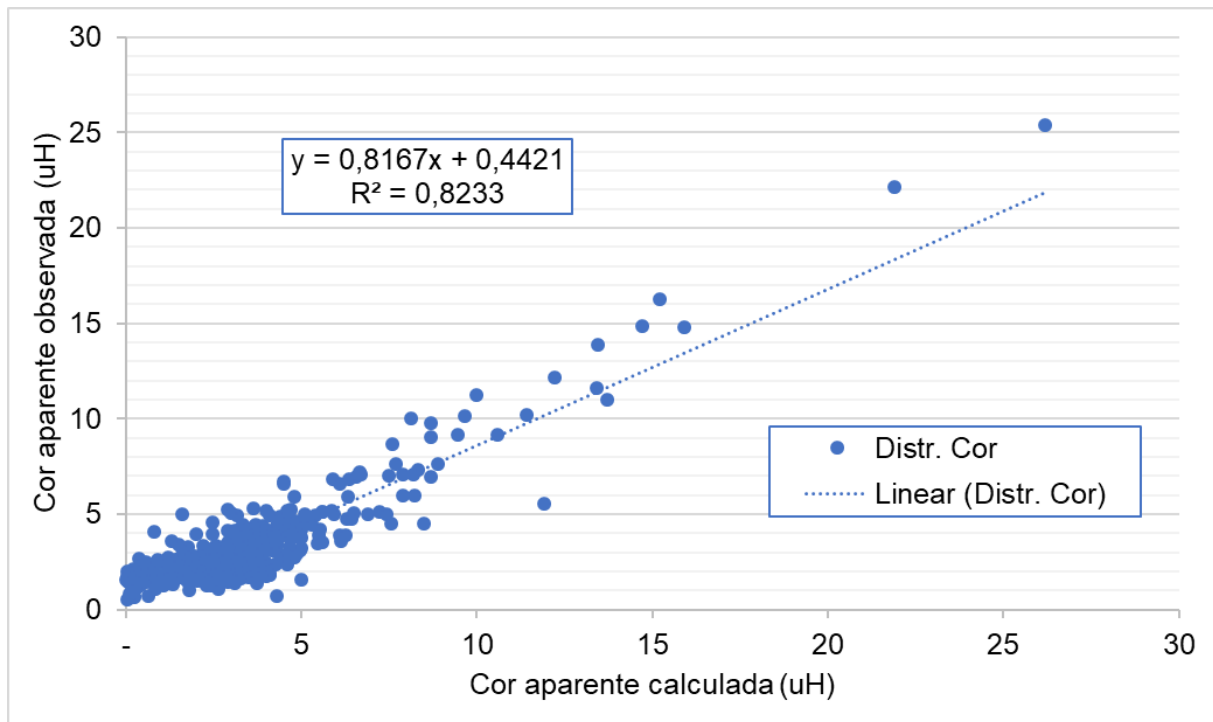


Figura 8. Comportamento da correlação entre a cor aparente calculada e observada

4 DISCUSSÃO

Quando comparado com outros modelos de avaliação e/ou predição de desempenho citados na literatura, o Modelo 1 se apresentou bastante superior, com elevados coeficientes de determinação ($R^2 = 0,92$) e coeficiente de correlação ($R = 0,96$) entre os valores observados e calculados de turbidez da água tratada. Como exemplo, pode-se destacar o trabalho de Rak (2013), que desenvolveu um modelo semelhante em RNA e com base na turbidez, com $R = 0,84$; além do trabalho desenvolvido por Alsaqqar et al. (2016), que aplicaram RNA no desenvolvimento de índices para três ETAs em Bagdá (Al-Karakh, Al-Karama e Al-Qadisiya), apresentando coeficiente de correlação de 0,92, 0,83 e 0,79, respectivamente.

Com relação à predição de resultados de turbidez em estações de tratamento de água, também pode-se citar a pesquisa realizada por Kim & Parnichkun (2017), obtendo coeficiente de determinação de 0,89 entre os valores de turbidez observada e calculada. Esse resultado corrobora a aplicação do Modelo 1, notadamente pelo número de variáveis representativas incorporado ao modelo. Todos esses resultados podem ser comparados com os apresentados por Maier et al. (2003), com $R = 0,90$ para estimativa da turbidez da água tratada.

Como forma de verificar a qualidade dos modelos propostos, foram desenvolvidos modelos em regressão linear múltipla. Essa etapa foi necessária pelo fato de essa metodologia ser amplamente utilizada no desenvolvimento de modelos de predição, nas mais diversas áreas de aplicação. No entanto, não foi verificado atendimento aos pré-requisitos necessários para a aplicação do teste de regressão, particularmente pela existência de multicolinearidade entre as variáveis independentes do modelo. Foi verificado que apenas duas variáveis foram capazes de prever os Modelos 1 (DosCoag e CorT) e o Modelo 2 (DosCoag e TuT).

Após verificar que apenas duas variáveis, em cada modelo, poderiam ser utilizadas no seu desenvolvimento, o mesmo foi realizado com o intuito de verificar seus ajustes. Foram gerados coeficientes de determinação de 0,761 (Modelo 1) e 0,767 (Modelo 2), sendo estes estatisticamente significativos e atendendo aos pré-requisitos para o teste. No entanto, optou-se por não dar prosseguimento à aplicação dos modelos, tendo em vista que os mesmos não possuem as mesmas capacidades de explicação que aqueles desenvolvidos em RNA, compostos por um quantitativo mais significativo de variáveis, que representam importantes etapas e operações realizadas nas estações de tratamento de água de pequeno porte. Uma alternativa para o desenvolvimento de modelos em regressão seria a aplicação de modelos não lineares, mas há o inconveniente de esse tipo de metodologia requerer um quantitativo menor de variáveis para ser efetivado, logo também não se aplica aos objetivos perseguidos na pesquisa.

Quando comparados os resultados dos coeficientes de determinação entre os Modelos 1 e 2, verifica-se que o Modelo 1 apresenta melhor ajuste que o Modelo 2. Isso pode estar relacionado à variabilidade do conjunto de dados da variável cor aparente, bem como pela amplitude que há entre os valores máximos permissíveis estabelecidos para ambos os parâmetros pelo Padrão de potabilidade, 5uT e 15uC para turbidez e cor aparente respectivamente.

5 CONCLUSÃO

A partir dos resultados apresentados, pode-se concluir que:

- Os Modelos 1 e 2 foram capazes de prever, com precisão e eficiência satisfatórias, o desempenho das estações de tratamento de água aqui analisadas, particularmente o Modelo 1, apresentan-

do $R = 0,96$ e $R^2 = 0,928$, além apresentarem importante capacidade quanto ao atendimento ao padrão de potabilidade ora em vigor;

- Com relação à arquitetura e tipologia, redes do tipo camada recorrente, com função tangente hiperbólica seguida de linear, com função de treinamento Levenberg-Marquardt, com duas camadas e seis neurônios na camada oculta, apresentam os melhores ajustes em ambos os modelos;
- Os resultados apresentados corroboram a aplicação e a implementação do uso da modelagem computacional, notadamente por meio das Redes Neurais Artificiais, nas diversas etapas que compõem o tratamento convencional da água;
- Esses resultados são de grande importância para outras estações convencionais de tratamento de água de porte similar ao que aqui foi tratado, tendo em vista que representam a maioria das ETAs utilizadas em todo o mundo.

6 AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem a Fundação de Amparo à Pesquisa e Inovação do Espírito Santo (FAPES) pelo apoio financeiro através do Edital FAPES Nº 03/2017 – Universal.

7 REFERÊNCIAS

AHMADLI, Z.; FAHIMINIA, M.; JANG, S. A.; ANSARI, R.; SAVADKOUHI, M.; ANBAZ, A.; ESCANDARI, A. Performance Evaluation of Qom Water Treatment of Plant during 2005 to 2014, Iran. *Arch. of Hyg. Sciences* **2016**, 6, p. 58-65.

ALBERTA. *Standards and Guidelines for Municipal Waterworks, Wastewater and Storm Drainage Systems, Part 1*. Queen's Printer: Alberta, Canada, 2012.

ALEGRE, H.; BAPTISTA, J. M.; CABRERA JUNIOR, E.; CUBILLO, F.; DUARTE, P.; HIRNER, W.; MERKEL, W.; PARENA, R. *Performance Indicators For Water Supply Services*. 2 ed. London: IWA Publishing, 2006; pp. 55-70, 978-18-4339-051-0

ALI, A. HASHMI, H. N.; BAIG, N.; IQBAL, S.; MUMTAZ, K. Performance evaluation of the water treatment plants of Islamabad – Pakistan. *Arch. Environ. Sci.* **2012**, 6, p. 111-117.

AL-JEEBORY, A. A.; GHAWI, A. H. PERFORMANCE EVALUATION OF AL-DEWANYIA WATER TREATMENT PLANT IN IRAQ. *Al-Qadisiya J. for Eng. Sciences* **2009**, 2, p. 1-18.

ALSAQQAR, A. S.; KHUDAIR, B. H.; ALI, S. K. Prediction of Ryznar Stability Index for Treated Water of WTPs Located on Al-Karakh Side of Baghdad City using Artificial Neural Network (ANN) Technique. *J. of Eng.* **2016**, 22, 1-10.

ARAM, Z.; JAFARI, S.; MA, J.; SPOTT, J. C.; ZENDEHROUH, S.; PHAM, V.-T. Using chaotic artificial neural networks to model memory in the brain. *Commun. Nonlinear Sci. Numer. Simulat.* **2017**, 44, 449-459, <https://doi.org/10.1016/j.cnsns.2016.08.025>.

Associação Brasileira de Normas Técnicas (ABNT). **NBR 12.216, 30 de abril de 1992**. Projeto de estação de tratamento de água para abastecimento público. Rio de Janeiro: ABNT, 1992.

BERESKIE, T.; HAIDER, H.; RODRIGUEZ, M. J.; SADIQ, R. Framework for continuous performance improvement in small drinking water systems. *Sc. of the Total Env.* **2017**, 574, 1405-1414, 10.1016/j.scitotenv.2016.08.067.

Brasil. Ministério da Saúde. **Portaria de Consolidação nº 5 de 03 de outubro de 2017**. Consolidação das normas sobre as ações e os serviços de saúde do Sistema Único de Saúde. Ministério da Saúde: Brasília, 2017.

Canadian Council of Ministers of the Environment - CCME. **From Source to Tap: Guidance on the Multi-Barrier Approach to Safty Drinking Water**. CCME: Winnipeg, Canada, 2004.

FARHAOUI, M.; DERRAZ, M. Review on Optimization of Drinking Water Treatment Process. *J. of W. R. and Protection* **2016**, 8, p. 777-786, 10.4236/jwarp.2016.88063.

GHOLIKANDI, G. B.; DEGHANIFARD, E.; SEPEHR, M. N.; TORABIAN, A.; MOALEJ, S.; DEHNAVI, A.; YARI, A. R.; ASGARI, A. R. Performance Evaluation of Different Filter Media in Turbidity Removal from Water by Application of Modified Qualitative Indices. *Iranian J. of P. Health* **2012**, 41, 87-93.

GUNDERSON, L.H.; PRITCHARD, L. **Resilience and the Behavior of Large-scale Systems**. Island Press: Washington, USA, 2002.

GUPTA, A.K.; SHRIVASTAVA, R.K. Uncertainty analysis of conventional water treatment plant design for suspended solids removal. *Journal of Environmental Engineering* **2006**, 132, 1413-1421, 10.1061/ASCE0733-93722006132:111413.

International Organization for Standardization - ISO. **ISO 24510: Activities relating to drinking water and wastewater services - Guidelines for the assessment and for the improvement of the service to users**. ISO: Switzerland, 2007.

KIM, C. M.; PARNICHKUN, M. Prediction of settled water turbidity and optimal coagulant dosage in drinking water treatment plant using a hybrid model of k-means clustering and adaptive neuro-fuzzy inference system. *Appl. W. Science* **2017**, 7, 3885-3902, DOI 10.1007/s13201-017-0541-5.

LOPES, V. C. **Índice de qualidade de desempenho de estações convencionais de tratamento de água**. 2005. 217f. Dissertação (Mestrado em Saneamento, Meio Ambiente e Recursos Hídricos) - Escola de Engenharia, UFMG, Belo Horizonte, 2005.

MAIER, H. R.; MORGAN, N.; CHOW, C. W. K. Use of artificial neural networks for predicting optimal alum doses and treated water quality parameters. **Env. Modell. & Software** **2004**, 19, 485-494, [https://doi.org/10.1016/S1364-8152\(03\)00163-4](https://doi.org/10.1016/S1364-8152(03)00163-4).

MAKUNGO, R.; ODIYO, J. O.; TSHIDZUMBA, N. Performance of small water treatment plants: The case study of Mutshedi Water Treatment Plant. **Ph. and Ch. of the Earth** **2011**, 36, p. 1151-1158, <https://doi.org/10.1016/j.pce.2011.07.073>.

MOTA, M. H.; CHOUGULE, S. S.; VATKAR, Y. S. Performance Evaluation of Urban Water Treatment Plant. **Inter. J. of S. and Research** **2015**, 4, p. 2821-2825.

OLIVEIRA, M. D. de. **Desenvolvimento de Modelos de Previsão de Desempenho de Estações Convencionais de Tratamento de Água**. 2014. 225f. Tese (Doutorado em Saneamento, Meio Ambiente e Recursos Hídricos) - Escola de Engenharia, UFMG, Belo Horizonte, 2014.

RAIKAR, R. V.; WANG, C.-Yi.; SHIH, H.-P.; HONG, J.-H. Prediction of contraction scour using ANN and GA. **Flow Measur. and Instr.** **2016**, 50 p. 26-34, <https://doi.org/10.1016/j.flowmeasinst.2016.06.006>.

RAK, A. Water Turbidity Modelling During Water Treatment Processes Using Artificial Neural Networks. **Inter. J. of W. Sciences** **2013**, 2, 1-10, 10.5772/56782.

SWEETAPPLE, C.; FU, G.; BUTLER, D. Multi-objective optimisation of wastewater treatment plant control to reduce greenhouse gas emissions. **Water Research** **2014**, 55, 52-62, <https://doi.org/10.1016/j.watres.2014.02.018>

United States Environmental Protection Agency - USEPA. **Optimizing Water Treatment Plant Performance Using the Composite Correction Program**. USEPA: Washington, USA, 1998.

VIEIRA, P.; ALEGRE, H.; ROSA, M. J.; LUCAS, H. Drinking water treatment plant assessment through performance indicators. **Water S. & Tech.: Water Supply** **2008**, 8, 245-253, 10.2166/ws.2008.068

World Health Organization – WHO. **Guidelines for drinking-water Quality**, 4th; WHO: Switzerland, 2011; pp. 45-76, 978-92-4154-815-1.

ZAKARIAN, A., KNIGHT, J., BAGHDASARYAN, L. Modelling and analysis of system robustness. **J. of Eng. Design** **2007**, 18, p. 243-263, <http://dx.doi.org/10.1080/09544820600804939>.

ZHANG, K.; ACHARI, G.; SADIQ, R.; LANGFORD, C. H.; DORE M. H. I. An integrated performance assessment framework for water treatment plants. **W. Research** **2012**, 46, 1673-1683, 10.1016/j.watres.2011.12.006