



UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA QUÍMICA

Ana Claudia Oliveira e Souza

**MODELAGEM EMPÍRICA DO COMPORTAMENTO DINÂMICO DE UM
PROTÓTIPO DE FLOTAÇÃO POR AR DISSOLVIDO BASEADA NA APLICAÇÃO
DE REDES NEURAS ARTIFICIAIS**

Campinas, São Paulo
2019

Ana Claudia Oliveira e Souza

**MODELAGEM EMPÍRICA DO COMPORTAMENTO DINÂMICO DE UM
PROTÓTIPO DE FLOTAÇÃO POR AR DISSOLVIDO BASEADA NA APLICAÇÃO
DE REDES NEURAS ARTIFICIAIS**

Dissertação de mestrado apresentada
à Faculdade de Engenharia Química da
Universidade Estadual de Campinas
como parte dos requisitos exigidos para
obtenção do título de Mestra em
Engenharia Química

Orientador

Prof. Dr. Flávio Vasconcelos da Silva – FEQ | UNICAMP

Coorientador

Prof. Dr. Newton Libanio Ferreira – DEQ | FEI

ESTE EXEMPLAR CORRESPONDE À
VERSÃO FINAL DA DISSERTAÇÃO
DEFENDIDA PELA ALUNA ANA
CLAUDIA OLIVEIRA E SOUZA E
ORIENTADA PELO PROF. DR.
FLÁVIO VASCONCELOS DA SILVA

Campinas, São Paulo

2019

Agência(s) de fomento e nº(s) de processo(s): CAPES, 1729836

Ficha catalográfica
Universidade Estadual de Campinas
Biblioteca da Área de Engenharia e Arquitetura
Elizangela Aparecida dos Santos Souza - CRB 8/8098

Souza, Ana Claudia Oliveira e, 1993-
So89m Modelagem empírica do comportamento dinâmico de um protótipo de flotação por ar dissolvido baseada na aplicação de redes neurais artificiais / Ana Claudia Oliveira e Souza. – Campinas, SP : [s.n.], 2019.

Orientador: Flávio Vasconcelos da Silva.

Coorientador: Newton Libanio Ferreira.

Dissertação (mestrado) – Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Química.

1. Tratamento de água. 2. Água - Flotação por ar dissolvido - Purificação. 3. Modelagem. 4. Redes neurais (Computação). I. Silva, Flávio Vasconcelos da, 1971-. II. Ferreira, Newton Libanio. III. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Química. IV. Título.

Informações para Biblioteca Digital

Título em outro idioma: Empirical modeling of the dynamic behavior of a dissolved air flotation prototype based on artificial neural networks application

Palavras-chave em inglês:

Water treatment

Water - Dissolved air flotation - Purification Modeling

Neural networks (Computing)

Área de concentração: Engenharia Química

Titulação: Mestra em Engenharia Química

Banca examinadora:

Flávio Vasconcelos da Silva [Orientador]

Edson Aparecido Abdul Nour

Andrea Valdman

Data de defesa: 18-02-2019

Programa de Pós-Graduação: Engenharia Química

Folha de Aprovação da Dissertação de Mestrado defendida por Ana Claudia Oliveira e Souza e aprovada em 18 de fevereiro de 2019 pela banca examinadora constituída pelos doutores:

Prof. Dr. Flávio Vasconcelos da Silva (Orientador) – FEQ/UNICAMP

Prof. Dr. Edson Aparecido Abdul Nour – FEC/UNICAMP

Prof^a. Dr^a. Andrea Valdman – Escola de Química/UFRJ

A Ata da Defesa com as respectivas assinaturas dos membros encontra-se no SIGA (Sistema de Fluxo de Dissertação/Tese) e na Secretaria de Pós-graduação da Faculdade de Engenharia Química – UNICAMP.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço a Deus por sempre ter me dado forças para seguir, pelas bênçãos concedidas em minha vida e por ser o meu refúgio seguro quando eu mais preciso.

Agradeço imensamente aos meus pais, Mara e Marcelo (*in memoriam*), que me criaram com amor, respeito, caráter e valores, e por me tornarem na pessoa que eu sou hoje. Agradeço pelo apoio e amor incondicionais; sem vocês dois eu nunca teria chegado até aqui!

A toda a minha família, por acreditarem em mim e por permanecerem ao meu lado, apoiando minhas decisões.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Flávio Vasconcelos da Silva, e ao meu coorientador, Prof. Dr. Newton Libanio Ferreira, pela paciência, pela confiança em mim depositada e por todos os ensinamentos passados ao longo destes dois anos.

À Prof^a. Dr^a. Ana Maria Frattini Fileti, pelas valiosas contribuições a respeito da modelagem empírica por meio de redes neurais artificiais.

Ao Prof. Dr. José Vicente Hallak d'Angelo, pelo exemplo de profissional que mostrou ser e por todos os ensinamentos transmitidos durante o nosso período de trabalho no Programa de Estágio Docente (PED).

Aos professores do Instituto Federal do Norte de Minas Gerais – Campus Montes Claros, Prof. Dr. João Carlos Gonçalves e Prof. M.Sc. Saulo Vidal, pelo exemplo de profissionalismo e dedicação, e por terem me incentivado a ingressar na pós-graduação.

Agradeço ainda aos amigos, Vitor e Nil, por terem sido a minha rede de apoio e por todos os momentos que passamos juntos, felizes e tristes. A amizade que construímos foi um dos melhores presentes que Campinas me trouxe, sem dúvidas!

Às amigas queridas de Montes Claros, Daniella, Lorena e Carol, pelo suporte emocional, por sempre terem me ouvido sem reclamar e, principalmente, pela amizade.

Aos colegas do grupo de pesquisa da flotação, Carol e Thompson, por toda a ajuda referente à operação do protótipo experimental e pela constante disponibilidade e prontidão em sanar minhas dúvidas.

Aos alunos de iniciação científica, Vinícius e Joyce, pelo trabalho desenvolvido nestes dois anos e por toda a ajuda prestada.

Aos colegas do LESQ, Homero, Carlos, Breno e Samuel, pelo companheirismo diário e pelas discussões regadas a café.

Aos colegas do LCAP, Rodolfo e Victor, por todas as vezes em que vocês me ajudaram com o protótipo, pela companhia enquanto eu rodava meus experimentos e pelas constantes palavras de apoio.

Aos funcionários da Faculdade de Engenharia Química – UNICAMP, especialmente a Cleverson, Emerson, Marcos e Edgard, pela colaboração no desenvolvimento deste trabalho.

À empresa TANAC S/A, pela doação do químico Tanfloc SG[®] utilizado na fase experimental deste trabalho.

O presente trabalho foi realizado com o apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.

"Deixe-me expressar minha convicção de que a única coisa que nós temos que temer é o próprio medo – o terror sem nome, sem razão, sem justificativa, que paralisa os esforços necessários para transformar retrocesso em avanço." (Tradução livre)

Franklin D. Roosevelt

RESUMO

A flotação por ar dissolvido (FAD) é um processo de separação física que, quando aplicado ao tratamento de água para abastecimento público, normalmente é empregado nas etapas de clarificação, que visam a remoção de turbidez da água bruta em tratamento. Mesmo consistindo em uma operação bem estabelecida, a modelagem fenomenológica dos processos envolvidos é uma tarefa árdua e complexa, resultando em modelos conceituais de difícil aplicação prática. Neste sentido, este trabalho teve como objetivo desenvolver modelos empíricos por meio de redes neurais artificiais, para a predição da remoção de turbidez promovida por um protótipo de flotação por ar dissolvido. Além disso, a influência de dois parâmetros físicos muito importantes na operação de uma unidade de FAD foi investigada, a pressão do vaso saturador e fração de reciclo. Os dados necessários para o treinamento dos modelos neurais foram obtidos a partir de ensaios experimentais, que também permitiram a comprovação de que a pressão de saturação e a fração de reciclo são efeitos positivos e estatisticamente significativos quanto à remoção de turbidez da água tratada. Por meio de redes neurais recorrentes com atrasos temporais aplicados aos sinais de entrada obteve-se um modelo empírico capaz de simular a dinâmica de remoção de turbidez em tempo real (enquanto um ensaio experimental é conduzido). Este modelo apresentou ótimos resultados nas etapas de treinamento e teste adicional, e nesta última obteve-se um elevado coeficiente de correlação e um baixo valor do erro quadrático médio iguais a 0,9989 e 0,0299, respectivamente. Um modelo recursivo também foi proposto, no qual a própria saída calculada pela rede neural foi realimentada como um sinal de entrada. Observou-se que a etapa de treinamento deste modelo foi efetiva, mas o mesmo não apresentou bons resultados quando submetido a um conjunto de teste adicional. Comprovou-se que os erros de predição foram continuamente propagados durante a simulação recursiva, o que acarretou na inabilidade do modelo neural em prever corretamente a remoção de turbidez promovida ao longo de toda a extensão do teste adicional.

Palavras-chave: Tratamento de água. Flotação por ar dissolvido. Modelagem. Redes neurais artificiais.

ABSTRACT

Dissolved air flotation (DAF) is a physical separation process used to remove turbidity, when applied to water treatment for human consumption. Even though dissolved air flotation is considered a well-established unit operation, modeling is a hard task due to the complexity of the phenomena involved, resulting in conceptual models with no practical application. Thereby, the objective of this work was to develop empirical models using artificial neural networks for the prediction of the turbidity removal promoted by a dissolved air flotation prototype. In addition, the influence of two very important physical parameters on the DAF unit operation was investigated, the saturation vessel pressure and the recycle ratio. The data necessary for the neural models training were obtained from experimental tests, which also allowed proving that the saturation pressure and the recycle ratio are statistically significant and positive effects on the turbidity removal of the treated water. Using time-delay recurrent neural networks an empirical model capable of simulating the turbidity removal dynamics in real time (while an experimental test is conducted) was built. The model presented excellent results in the training stage and a high correlation coefficient and a low mean squared error value of 0.9989 and 0.0299, respectively, were obtained in an additional test step. A recursive model was also proposed, which the output calculated by the neural network was feedback as an input signal. The model training stage was effective, but it did not present good results when an additional test set was applied. It was verified that the prediction errors were continuously propagated during the recursive simulation, which resulted in the inability of the neural model to correctly predict the turbidity removal promoted along the whole extension of the additional test set.

Keywords: Water treatment. Dissolved air flotation. Modeling. Artificial neural networks.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Representação dos processos em uma ETA convencional.....	19
Figura 2 – Esquema dos processos envolvidos nas etapas de coagulação e floculação.....	21
Figura 3 – Esquema de um sistema de FAD com recirculação pressurizada..	25
Figura 4 – Representação genérica de um neurônio artificial k	33
Figura 5 – Arquitetura de uma rede recorrente de camadas múltiplas.....	35
Figura 6 – Protótipo de flotação por ar dissolvido do LCAP/FEQ/UNICAMP...	40
Figura 7 – Aspectos da (a) terra vermelha após remoção de sólidos grosseiros e da (b) suspensão concentrada preparada.....	45
Figura 8 – Arquitetura dos modelos neurais propostos com aplicação de um <i>delay</i> nos sinais de entrada.....	51
Figura 9 – Configurações dos modelos <i>online</i> e <i>offline</i>	52
Figura 10 – Vista frontal do tanque de floculação durante a realização de um ensaio.....	59
Figura 11 – Aspecto visual (a) frontal e (b) superior do tanque de flotação durante um ensaio onde não houve flotação efetiva (Ensaio 1).....	61
Figura 12 – Aspecto visual da formação de microbolhas na zona de contato do tanque de flotação durante (a) o Ensaio 1 e (b) o Ensaio 12.....	64
Figura 13 – Aspecto visual (a) frontal e (b) superior do tanque de flotação durante um ensaio onde houve flotação efetiva (Ensaio 12).....	64
Figura 14 – Comportamento da turbidez após a flotação, pressão de saturação e vazão de água saturada ao longo do Ensaio 02.....	65
Figura 15 – Gráfico de Pareto.....	70
Figura 16 – Comportamento da turbidez final, pressão de saturação e vazão de água saturada ao longo do Ensaio 20.....	72
Figura 17 – Alteração na dinâmica do tanque de flotação durante o Ensaio 20. Flotador (a) antes da primeira perturbação, (b) após uma perturbação, (c) antes do encerramento do ensaio e (d) aspecto final da camada de flotado formada.....	74
Figura 18 – Parâmetros de desempenho ao longo do treinamento da RNA02	78

Figura 19 – Gráficos de regressão para RNA02 com 1 <i>delay</i> e 3 neurônios na camada escondida.....	79
Figura 20 – Diagrama de blocos construído no Simulink para a simulação teste do modelo online (RNA02).....	81
Figura 21 – Resposta predita pelo modelo online (RNA02) e gráfico de erros no teste adicional.....	81
Figura 22 – Gráfico de regressão do modelo online (RNA02) no teste adicional.....	82
Figura 23 – Gráficos de regressão para RNA02 com 1 <i>delay</i> , 3 neurônios na camada escondida e $\Delta t = 10$ s.....	84
Figura 24 – Resposta predita pelo modelo online (RNA02) e gráfico de erros no teste adicional para $\Delta t = 10$ s.....	85
Figura 25 – Gradiente e verificações de validação ao longo do treinamento da RNA04.....	89
Figura 26 – Gráficos de regressão para a Simulação 1 da RNA04 com 1 <i>delay</i> e duas camadas escondidas contendo 5 e 3 neurônios.....	90
Figura 27 – Gráficos de regressão para a Simulação 1 da RNA04 com 1 <i>delay</i> e duas camadas escondidas contendo 5 e 3 neurônios.....	91
Figura 28 – Gráfico de regressão da simulação recursiva da RNA04 com o próprio conjunto de treinamento.....	92
Figura 29 – Resposta da simulação recursiva com o modelo offline (RNA04) frente a aplicação do teste adicional.....	93
Figura 30 – Resposta da simulação recursiva da RNA04 após acréscimo do desvio calculado aos valores de TBD_r preditos para o teste adicional.....	95
Figura 31A – P&ID do protótipo de flotação por ar dissolvido do LCAP/FEQ/UNICAMP.....	103

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Condições operacionais aplicadas à FAD em livros e trabalhos científicos.....	29
Tabela 2 – Principais equipamentos do protótipo de FAD e respectivas funções.....	40
Tabela 3 – Malhas de controle implementadas na unidade de FAD por Fonseca (2017).....	42
Tabela 4 – Condições operacionais mantidas constantes em todos os ensaios	47
Tabela 5 – Modelos neurais propostos.....	52
Tabela 6 – Resultados do <i>jar test</i> para a turbidez inicial de 20 NTU.....	58
Tabela 7 – Relação dos ensaios experimentais realizados no protótipo de FAD	60
Tabela 8 – Ensaios em duplicata conduzidos para a realização da análise estatística.....	68
Tabela 9 – Matriz de efeitos para 95% de confiança.....	68
Tabela 10 – Melhores topologias obtidas para o modelo <i>online</i>	77
Tabela 11 – Melhores topologias obtidas para o modelo <i>offline</i>	88
Tabela 12 – Resultados da simulação <i>offline</i> das topologias avaliadas utilizando-se o conjunto de dados do teste adicional.....	96
Tabela 13A – Lista dos equipamentos, atuadores e sensores do protótipo de FAD.....	104
Tabela 14C – Matriz de pesos da camada escondida do modelo <i>online</i>	108
Tabela 15C – Matriz de pesos da camada de saída do modelo <i>online</i>	108
Tabela 16C – <i>Bias</i> das camadas escondida e de saída do modelo <i>online</i>	108
Tabela 17C – Matriz de pesos da primeira camada escondida do modelo <i>offline</i>	108
Tabela 18C – Matriz de pesos da segunda camada escondida do modelo <i>offline</i>	109
Tabela 19C – Matriz de pesos da camada de saída do modelo <i>offline</i>	109
Tabela 20C – <i>Bias</i> das camadas escondidas e de saída do modelo <i>offline</i>	109

LISTA DE SIGLAS

APC	<i>Aproximate Predictive Control</i>
COT	Carbono Orgânico Total
CSTR	<i>Continuous Stirred-Tank Reactor</i>
CLP	Controlador Lógico Programável
DBO	Demanda Bioquímica de Oxigênio
DQO	Demanda Química de Oxigênio
ETA	Estação de Tratamento de Água
ETE	Estação de Tratamento de Efluente
FAD	Flotação por Ar Dissolvido
MSE	<i>Mean Squared Error</i>
MPC	<i>Model Predictive Control</i>
NTU	<i>Nephelometric Turbidity Unit</i>
OD	Oxigênio Dissolvido
OPC	<i>Open Plataform of Communication</i>
PAC	Policloreto de Alumínio
RNA	Rede Neural Artificial

LISTA DE SÍMBOLOS

Símbolos latinos

A_b	Área da seção transversal de uma bolha [m ²]
C_{sat}	Concentração mássica de saturação de ar na corrente de saída do vaso saturador [mg/L]
f	Eficiência do vaso saturador
FR	Fração de reciclo [%]
H_{ar}	Constante de Henry para o ar [mg.bar ⁻¹ .L ⁻¹]
k_c	Coefficiente cinética do modelo de Edzwald e Haarhoff (2011) [m ³ /s]
n	Número de pontos do banco de dados
n_b	Concentração de bolhas na zona de contato [bolhas/m ³]
n_p	Taxa cinética de remoção de partículas [bolhas/s]
P	Pressão de saturação [bar]
Q_f	Vazão volumétrica de água bruta alimentada [L/min]
Q_{sat}	Vazão volumétrica de água saturada [L/min]
R	Coefficiente de correlação
t	Tempo [s]
TBD_e	Turbidez inicial da água bruta [NTU]
TBD_f	Turbidez da água tratada na saída do tanque de flotação [NTU]
TBD_r	Remoção de turbidez [%]
v_b	Velocidade de ascensão de uma única bolha [m/s]
v_z	Velocidade de escoamento na zona de contato [m/s]
v_b	Velocidade de ascensão de uma única bolha [m/s]
x	Valor de TBD_r predito pelo modelo neural [NTU]
y	Valor real de TBD_r obtido a partir de um ensaio experimental [NTU]

Símbolos gregos

α_{pb}	Eficiência de adesão partícula-bolha
Δt	Intervalo de amostragem [s]
η_T	Eficiência de coleta única total

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	17
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	19
2.1	Coagulação e floculação	20
2.2	Flotação	23
2.2.1	Flotação por ar dissolvido	24
2.2.1.1	Condições operacionais de uma unidade de FAD	27
2.2.1.2	Modelagem matemática da flotação por ar dissolvido	30
2.3	Modelagem empírica por meio de Redes Neurais Artificiais	32
3	HIPÓTESE	38
3.1	Objetivo geral	38
3.2	Objetivos específicos	38
4	MATERIAIS E MÉTODOS	39
4.1	Protótipo de flotação por ar dissolvido	39
4.2	Preparação da água bruta e <i>jar tests</i>	43
4.3	Ensaio experimentais	44
4.3.1	Operação do protótipo de FAD	45
4.3.2	Ensaio com condição operacional constante (preliminares)	48
4.3.3	Ensaio com perturbações nas condições operacionais	49
4.4	Modelagem empírica por meio de redes neurais artificiais	50
4.4.1	Tratamento e divisão dos dados experimentais	50
4.4.3	Etapa de teste adicional	55
5	RESULTADOS E DISCUSSÃO	57
5.1	Busca por condições operacionais que promovessem flotação efetiva	57
5.1.1	Padronização do tratamento químico inicial	57

5.1.2	Análise qualitativa da influência da pressão de saturação e da fração de reciclo na TBD_r	59
5.1.3	Análise quantitativa da influência da pressão de saturação e da fração de reciclo na remoção de turbidez	67
5.2	Comportamento dinâmico dos ensaios com perturbações aplicadas na pressão e na fração de reciclo	70
5.3	Desenvolvimento dos modelos empíricos neurais.....	74
5.3.1	Modelo neural <i>online</i> para predição da TBD_r	76
5.3.2	Modelo neural <i>offline</i> para predição da TBD_r	86
6	CONCLUSÃO	97
6.1	Sugestões para trabalhos futuros	99
	REFERÊNCIAS	100
	APÊNDICE A.....	103
	APÊNDICE B.....	105
	APÊNDICE C.....	108

1 INTRODUÇÃO

Desde o início dos tempos, a água consiste em um recurso natural indispensável à sobrevivência da raça humana, assim como de todas as outras formas de vida existentes na Terra. Dotada de valor econômico, estratégico e social, a água encontra-se distribuída no ecossistema terrestre nos três estados físicos da matéria, sólido, líquido e gasoso, sendo encontrada em mares e oceanos, rios e lagos, nas geleiras, no subterrâneo e na atmosfera.

Apesar da aparente abundância deste recurso, apenas uma pequena parcela do mesmo pode ser utilizada para consumo humano. O tipo de água que possui concentração de sais inorgânicos próxima de zero, denominada de água doce, corresponde a uma diminuta fração de toda a água disponível na Terra e destina-se ao abastecimento público. Esta, por sua vez, precisa passar por uma série de tratamentos físicos e químicos, ou combinações destes, visando a remoção de impurezas biológicas, minerais e orgânicas que ofereçam riscos à saúde humana, de modo que as especificações da Portaria de Consolidação nº 5/2017, Anexo XX (análoga à antiga Portaria nº 2.914/2011), do Ministério da Saúde sejam atendidas.

Nos últimos anos, o Brasil, assim como outros países do mundo, vem enfrentando problemas devido à escassez de água, seja para consumo humano ou para a utilização em fins industriais. Este quadro tem se agravado cada vez mais devido a fatores climáticos, como longos períodos de seca, devido à contaminação de cursos d'água e à crescente demanda deste recurso, resultado do acelerado crescimento da população mundial.

De acordo com Afonso (2015), a produção industrial e o abastecimento humano somados correspondem a cerca de 30% do consumo de água no mundo. Diante disso, sabendo-se da importância deste recurso, percebe-se a necessidade do estudo e aprimoramento das técnicas existentes de tratamentos de água e de efluentes, visando a implementação de melhorias nos processos e a obtenção de um produto final, a água tratada, com a maior eficiência possível.

Neste contexto, a flotação por ar dissolvido (FAD) consiste em uma técnica que vem sendo utilizada nas etapas de adensamento do lodo produzido nas Estações de Tratamento de Efluentes (ETEs) e nas etapas de clarificação das Estações de Tratamento de Água (ETAs), nestas últimas, visando a remoção da turbidez presente na água bruta (RICHTER, 2009). Neste processo, microbolhas de

ar são utilizadas para arrastar o material particulado suspenso, que passa a flutuar na superfície do tanque de flotação, de onde pode ser removido. Por apresentar diversas vantagens quando comparada aos processos de sedimentação, a flotação por ar dissolvido tem ganhado destaque em projetos de novas ETAs ou na ampliação daquelas que já existem. Uma destas vantagens consiste no fato de que partículas menores e leves são removidas mais rapidamente, o que diminui o tempo de residência da água bruta no tanque de flotação, permitindo que maiores quantidades da mesma sejam tratadas.

Mesmo já sendo utilizada há cerca de 30 anos, existem poucos estudos envolvendo o controle, automação e simulação do processo de flotação por ar dissolvido, quando aplicado ao tratamento de água para abastecimento. As unidades de FAD têm sido operadas de forma contínua, com base no conhecimento dos operadores ligados ao seu funcionamento, e sem que estudos mais detalhados sobre o comportamento dinâmico do sistema sejam realizados. Esta carência na observação do comportamento dinâmico e estacionário que o processo apresenta impede que estudos voltados para a determinação das melhores condições de operação sejam realizados, assim como dificulta a implantação de novas estratégias de controle que aumentem a eficiência da separação sólido-líquido.

A escassez de pesquisas envolvendo o estudo da dinâmica de remoção de turbidez pela FAD está relacionada com a dificuldade em se modelar fenomenologicamente os eventos verificados no processo. Variáveis importantes, mas de difícil determinação, precisariam ser levadas em consideração na modelagem fenomenológica, como a quantidade de flocos e bolhas formados e a eficiência de colisão entre eles. Desta forma, modelos empíricos apresentam-se como uma boa alternativa para o estudo do comportamento estacionário e dinâmico da FAD, já que modelos podem ser construídos a partir de dados experimentais que indiquem a evolução temporal das variáveis de interesse do sistema.

Portanto, o presente trabalho tem como objetivo propor modelos empíricos que caracterizem o fenômeno de remoção de turbidez de águas brutas, através do processo de flotação por ar dissolvido, aplicado ao tratamento de água para abastecimento público. Para isso, ensaios foram realizados em escala de bancada em um protótipo de FAD, pertencente ao Laboratório de Controle e Automação de Processos da Faculdade de Engenharia Química da Universidade Estadual de Campinas, para a obtenção dos dados necessários à construção dos modelos.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

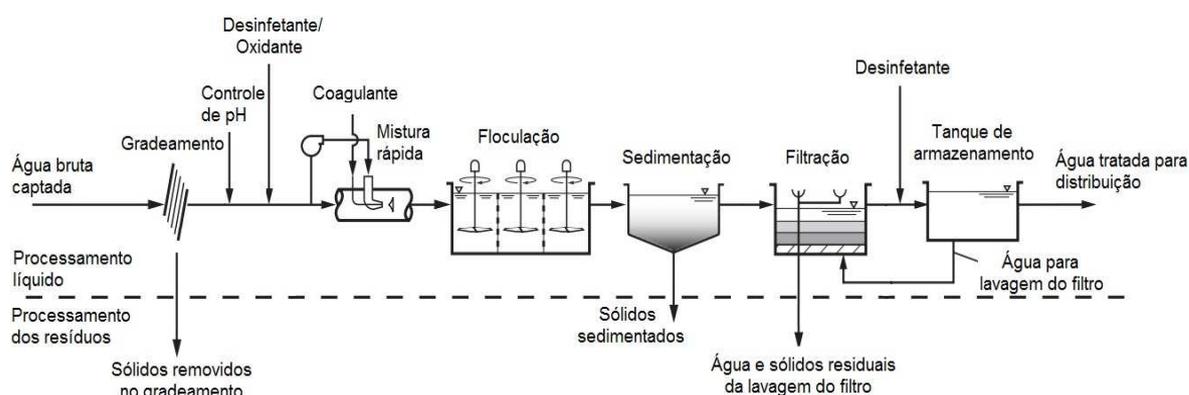
Para que seja considerada potável, ou seja, própria para consumo humano, a água captada de rios, lagos ou do subterrâneo, deve atender a determinados parâmetros de qualidade fixados pelo órgão federal responsável.

Dentre estes parâmetros está a turbidez. De acordo com o *Standard Methods* (2005), a turbidez mensura a quantidade de luz incidida sobre a amostra em estudo que está sendo absorvida ou dispersada, ao invés de ser transmitida sem mudanças na direção de incidência. Este fenômeno de dispersão/absorção da luz ocorre devido à presença dos mais diversos contaminantes na água bruta.

Desta forma, a turbidez pode ser entendida como uma medida indireta da concentração de sólidos em suspensão presentes na água, sendo expressa em unidades nefelométricas de turbidez, do inglês *nephelometric turbidity unit* (NTU). No Brasil, os padrões de potabilidade da água estão estabelecidos no Anexo XX da Portaria de Consolidação nº 5/2017, que define como 0,5 uT (unidades de turbidez) o valor máximo que a água tratada pode apresentar após passar por um processo de filtração rápida, ou de 1 uT após passar por filtração lenta (valores para 95% das amostras mensais coletadas na ETA).

A Figura 1 ilustra a sequência dos processos convencionalmente aplicados no tratamento de água para abastecimento público. Após ser captada em rios ou lagos, a água bruta alimentada na ETA passa por um tratamento preliminar, onde grades de diferentes tamanhos são utilizadas para a retirada de sólidos grosseiros, para em seguida iniciar-se a etapa de clarificação, onde contaminantes como matéria orgânica e material particulado em suspensão são removidos.

Figura 1 – Representação dos processos em uma ETA convencional



Fonte: Adaptado de CRITTENDEN et al., 2012.

Dentre os processos de separação física comumente aplicados nas etapas de clarificação da água encontram-se a sedimentação, a filtração e a flotação. Entretanto, antes que alguma destas operações seja efetivamente empregada, é comum a aplicação de um tratamento inicial, que tem como objetivo facilitar a remoção das partículas indesejadas no processo de separação física seguinte. Este tratamento corresponde às etapas de coagulação e floculação, conforme abordado a seguir.

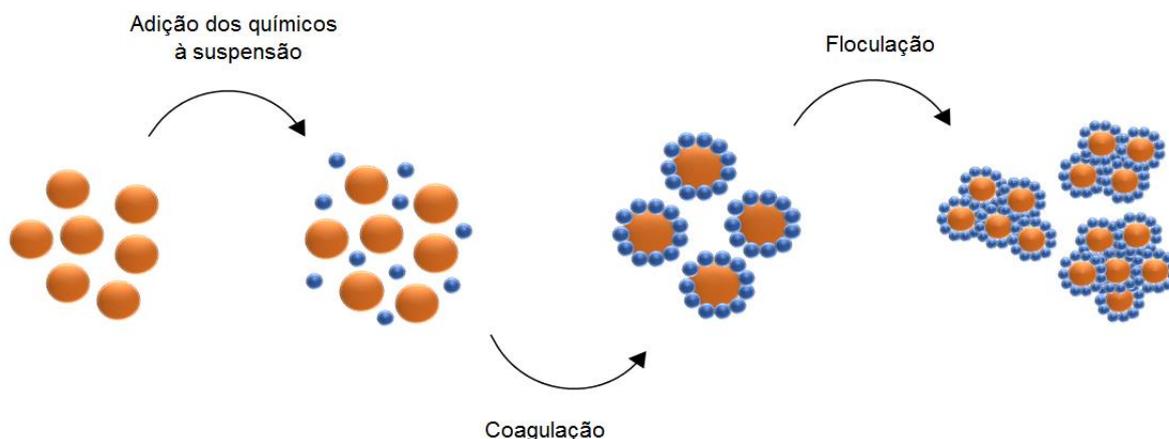
2.1 Coagulação e floculação

Usualmente, antes de passar pelos processos físicos de clarificação, a água bruta é submetida a um tratamento químico, que consiste nas etapas de coagulação e floculação. De acordo com Bratby (1980), na coagulação é promovida a desestabilização de uma dada solução ou suspensão, através da adição de agentes coagulantes na mesma. Em sua maioria, os coagulantes são substâncias à base de sais de alumínio ou de ferro que, em contato com a água em tratamento, hidrolisam e formam partículas insolúveis que se aderem à superfície do material particulado em suspensão, neutralizando a carga superficial dos mesmos.

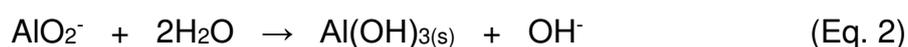
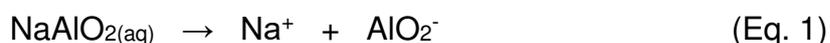
Neste contexto, denomina-se de “partícula primária” aquela que foi desestabilizada na coagulação, ou seja, a partícula de impureza com a forma hidrolisada do coagulante aderida na sua superfície. Por outro lado, a floculação é o processo no qual as partículas primárias permanecem em um meio na presença de agitação lenta, de modo que o contato entre elas é induzido, resultando na formação de conjuntos com maiores diâmetros, os flocos. As etapas envolvidas nos processos de coagulação e floculação estão representadas na Figura 2.

Sulfato de alumínio ($\text{Al}_2(\text{SO}_4)_3$), também conhecido como Alum, aluminato de sódio (NaAlO_2), cloreto de alumínio (AlCl_3), sulfato férrico ($\text{Fe}_2(\text{SO}_4)_3$), sulfato ferroso (FeSO_4) e cloreto férrico (FeCl_3) são exemplos típicos de agentes coagulantes que vêm sendo aplicados há décadas nas ETAs. O uso contínuo e prolongado desta classe de coagulantes baseia-se no fato de que estes possuem baixo custo, são largamente encontrados no mercado, seja na forma sólida ou líquida, são de fácil utilização e provaram-se eficientes quanto à remoção de cor e turbidez das águas em tratamento (SILLANPÄÄ et al., 2018).

Figura 2 – Esquema dos processos envolvidos nas etapas de coagulação e floculação



Dentre as substâncias químicas citadas, o aluminato de sódio possui características interessantes. Além da ação coagulante em si, este composto confere alcalinidade ao meio devido à liberação de íons hidroxila, conforme indicado nas Equações 1 e 2, ajudando no ajuste do pH do meio. Sendo assim, seu uso é bastante indicado para o tratamento de águas altamente coloridas e com baixa alcalinidade (RICHTER, 2009).



Apesar de comumente ser empregado em conjunto com o sulfato de alumínio, justamente para garantir que o pH da coagulação esteja adequado à ação deste composto químico, o aluminato de sódio já se provou eficiente quando utilizado sozinho. No trabalho desenvolvido pelos romenos Stefanescu et al. (2015), foi comprovada a eficácia do uso do aluminato de sódio como agente coagulante no tratamento de água para consumo humano e este foi recuperado de uma das correntes de rejeito de um processo produtivo da alumina. Foi utilizada água retirada de rios com elevada turbidez (cerca de 600 NTU), para verificação da eficiência do coagulante no tratamento de águas superficiais após um período chuvoso. Várias dosagens de aluminato foram testadas e verificou-se que esta substância foi capaz de remover mais de 99% da turbidez inicial. Outros parâmetros também foram avaliados, como carbono orgânico total (COT) e demanda química de oxigênio

(DQO) e, após a coagulação e floculação, todos se enquadraram nos padrões de potabilidade estabelecidos pela legislação romena.

Apesar do uso de substâncias químicas à base de sais de alumínio e de ferro consistir em uma prática já estabelecida em ETAs e ETEs, nos últimos anos pesquisas envolvendo o desenvolvimento de agentes coagulantes e floculantes naturais têm ganhado destaque. A produção de um lodo biodegradável, baixo consumo da alcalinidade do meio, viabilidade econômica e origem em fontes renováveis são algumas das vantagens associadas ao uso destes compostos, quando comparados aos tradicionais sais inorgânicos à base de metais (YIN, 2010).

Neste contexto destacam-se os taninos. De acordo com Yin (2010), taninos são polifenóis de cadeias longas, obtidos do extrato vegetal da casca e da madeira de árvores, como acácias e castanheiras. No Brasil, a empresa TANAC S/A produz um polímero orgânico-catiônico à base de tanino, que pode atuar como coagulante, floculante e auxiliador de coagulação no tratamento de águas em geral, o Tanfloc SG®.

Várias pesquisas vêm sendo conduzidas com o intuito de estudar e verificar o desempenho de coagulantes à base de taninos no tratamento de águas superficiais e residuais. Dentre eles, Justina et al. (2018) fizeram um comparativo entre dois agentes coagulantes, um à base de taninos e outro à base de policloreto de alumínio (PAC), quanto à eficiência no tratamento de águas residuais de uma indústria de laticínios. Verificou-se que o tanino promoveu remoções de cor, turbidez, DQO e sólidos totais estatisticamente próximas àquelas promovidas pelo PAC. Além disso, os autores observaram que o tanino possui uma faixa de efetividade de pH maior (5 a 10) quanto à remoção de cor e turbidez do efluente em tratamento, e que seu uso resultou no menor consumo da alcalinidade do meio, cerca de 23% menor que aquele apresentado pelo PAC.

Uma vez que os agentes coagulantes e floculantes tenham sido escolhidos, é necessário determinar as condições operacionais ideais para a aplicação destes no processo em larga escala. Na coagulação e floculação, o pH do meio, o tempo e a intensidade de agitação durante as misturas rápida e lenta, o tempo de residência no tanque de floculação, além das concentrações e dosagens das substâncias químicas utilizadas são variáveis extremamente importantes e que devem ser previamente determinadas por meio de ensaios experimentais. Isto é alcançado por meio de testes de jarro (*jar tests*), ensaios de bancada realizados em batelada, onde

variam-se as concentrações e dosagens dos químicos, para a determinação da melhor combinação capaz de fornecer um bom pH de operação, a formação mais intensa de flocos e a elevada remoção de turbidez e de cor da água em tratamento (CRITTENDEN et al., 2012).

Em seu trabalho, Fonseca (2017) demonstrou a eficiência de um protótipo de flotação por ar dissolvido no tratamento de uma água bruta sintética com 40 NTU de turbidez inicial, utilizando-se como agentes coagulantes e floculantes soluções de aluminato de sódio 2% (v/v) e Tanfloc SG[®] 5% (v/v), respectivamente. Por meio de *jar tests* estabeleceu-se que vazões de 16,5 mL/min de aluminato e 19,2 mL/min de tanino eram suficientes para tratar 3 L/min da água contaminada e remoções de turbidez acima de 80% foram atingidas.

Como resultado da coagulação e floculação, a água bruta é desestabilizada e é promovida a formação de flocos, agregados de maiores diâmetros compostos pelo material particulado antes em suspensão e as substâncias químicas adicionadas. Portanto, a aplicação do tratamento químico inicial é essencial para garantir a eficiência da etapa de separação física seguinte, uma vez que a remoção das impurezas é facilitada quando estas se encontram na forma de flocos com maiores proporções.

Mesmo que sedimentação seguida de filtração seja a tecnologia tradicionalmente aplicada nas etapas de clarificação em ETAs (conforme ilustrado na Figura 1), outros processos vêm sendo utilizados por apresentarem vantagens quando comparados aos convencionais, sendo a flotação por ar dissolvido um exemplo de tecnologia alternativa. A seguir, a flotação, tema de estudo deste trabalho, será descrita com maiores detalhes.

2.2 Flotação

A flotação é uma operação unitária que promove a remoção de partículas contaminantes, sólidas ou líquidas, presentes em uma fase líquida. A separação ocorre através da inserção de bolhas na água em tratamento, normalmente produzidas a partir do próprio ar, que aderem ao material particulado em suspensão, fazendo com que a força de empuxo atuante sobre a partícula seja maior que a força peso da mesma. Conseqüentemente, o particulado é arrastado para a superfície do

flotador, onde a remoção do material suspenso pode ser efetivada (TCHOBANOGLOUS; BURTON, 1991).

Segundo Edzwald (1995), os processos de flotação podem ser classificados de duas maneiras distintas. A primeira delas é conforme o tipo de material sendo separado, logo, tem-se a flotação mineral, a flotação coloidal, a flotação por precipitação e a flotação iônica. Já a segunda forma de classificação leva em consideração o método utilizado para criar a bolha, tendo-se assim a eletroflotação, a flotação por ar disperso e a flotação por ar dissolvido.

Dentre os tipos citados, a flotação mineral é bastante utilizada no ramo da mineração. Ela é realizada em colunas, onde o principal objetivo consiste em separar as partículas hidrofóbicas, aquelas que possuem maior valor agregado, das hidrofílicas e, desta forma, obter um concentrado livre de contaminantes e composto pelas partículas de interesse.

Ao longo dos últimos anos, vários trabalhos têm sido desenvolvidos quando se trata da flotação em coluna: Liao et al. (2011) e Carvalho e Durão (2002) aplicaram a lógica Fuzzy em colunas de flotação, visando controlar variáveis críticas para o bom funcionamento do processo, aumentando a eficiência do mesmo. Já Barrozo e Lobato (2016) avaliaram quais seriam as melhores condições de operação de uma coluna de flotação de apatita, utilizando-se a técnica de otimização multiobjetivo, para maximizar a pureza e o grau de recuperação do produto flotado. Entretanto, nas estações de tratamento de água a flotação por ar dissolvido é o tipo geralmente usado, sendo este processo realizado em tanques de flotação, conforme abordado adiante.

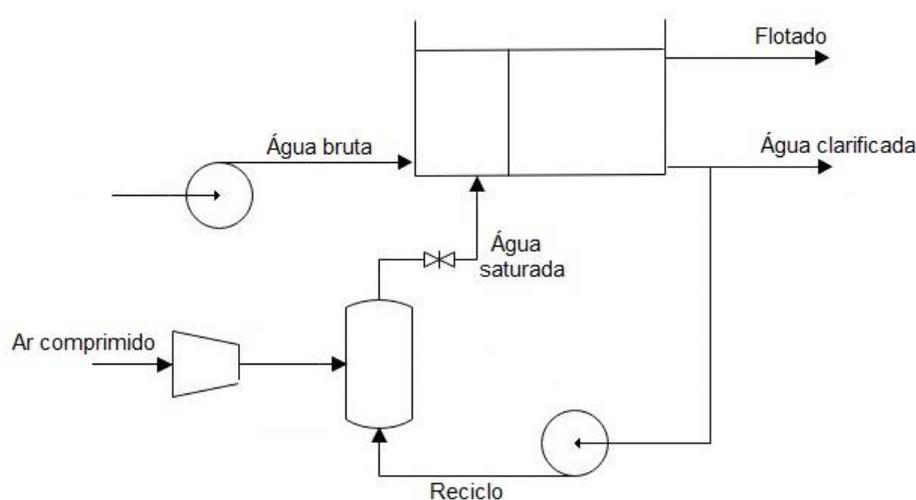
2.2.1 Flotação por ar dissolvido

Na flotação por ar dissolvido (FAD), pequenas bolhas de ar são formadas a partir da depressurização de uma corrente de água saturada com ar a elevadas pressões. Assim, as microbolhas geradas são as responsáveis por remover o material em suspensão disperso em uma fase líquida. O primeiro uso de um sistema de FAD data da década de 1920 e desde então o seu emprego tem se tornado cada vez mais comum em ETAs de todas as partes do mundo (CRITTENDEN et al., 2012).

A Figura 3 consiste em uma representação dos principais equipamentos que compõe uma unidade de flotação por ar dissolvido com recirculação pressurizada. A água bruta, que já passou pelas etapas de coagulação e floculação, entra no tanque de flotação, sendo este subdividido em duas zonas distintas.

Na primeira zona, denominada de zona de contato, microbolhas de ar são introduzidas na parte inferior do tanque, juntamente com a água bruta coagulada, e os processos de colisão e adesão entre as bolhas de ar e os flocos presentes ocorrem. Como resultado da adesão, a densidade relativa do aglomerado formado é reduzida e este é arrastado para a superfície da zona de contato. Desta forma, mesmo flocos mais densos que a água ascendem ao invés de sedimentarem.

Figura 3 – Esquema de um sistema de FAD com recirculação pressurizada



A água em tratamento, assim como a camada de partículas flotadas, denominada de lodo ou flotado, é direcionada através do defletor presente no tanque, adentrando a zona de separação. Nesta, o lodo pode ser removido utilizando-se um raspador automático e a água clarificada deixa o tanque pela parte inferior do mesmo. Parte da água tratada é utilizada para alimentar o vaso saturador da unidade e a outra parte pode ainda passar por outros processos de tratamento, caso necessário. No vaso saturador ocorre a injeção de ar comprimido, para que este seja dissolvido na água que foi recirculada. É devido a este mecanismo que a unidade recebe a denominação de FAD com recirculação pressurizada.

De acordo com Shammass e Bennett (2010), além do modo de recirculação pressurizada, existem outros dois tipos de operação da FAD quanto à produção da

água saturada, sendo eles a pressurização total e a pressurização parcial. No primeiro, a vazão de água bruta coagulada é inteiramente direcionada para o vaso de saturação, já no segundo apenas uma parte desta corrente é enviada ao vaso saturador. Estes modos de operação apresentam significativas desvantagens, como a possibilidade de fragmentação dos flocos previamente formados e a redução do tempo de vida útil dos equipamentos nos quais a água bruta entra em contato, já que esta pode conter sólidos abrasivos. Sendo assim, o modo de recirculação pressurizada é o mais comumente aplicado em ETAs.

Após certo tempo de contato dentro do vaso, a água limpa saturada com ar comprimido é despressurizada por meio de um dispositivo que promova a queda de pressão necessária, como um bocal ou uma válvula agulha. A súbita queda de pressão acarreta na nucleação do ar, formando uma corrente de água saturada contendo as microbolhas que são inseridas na zona de contato do tanque de flotação.

Decorrido o processo de flotação, a água tratada é removida na extremidade inferior da zona de separação. Usualmente, mais um processo de separação física é aplicado para assegurar que flocos remanescentes sejam retidos e a meta de eficiência do tratamento seja atingida. Sendo assim, uma etapa de filtração costuma ser empregada.

Conforme já foi mencionado, estações convencionais de tratamento de águas utilizam como etapa de clarificação primária, antecedente à filtração, a sedimentação. Entretanto, os sistemas de FAD apresentam grandes vantagens quando comparados aos sistemas de sedimentação. Quando somados os tempos de residência da água bruta em tratamento no tanque de coagulação e floculação e no tanque de flotação, tem-se, em geral, um tempo menor que aquele gasto no processo de sedimentação (também com o tratamento químico incluso). Portanto, para um mesmo tempo de operação, a unidade de FAD trata maiores quantidade de efluente que uma unidade de sedimentação (ZABEL, 1985).

Além disso, a concentração do lodo produzido na FAD é maior (cerca de 3% mais elevada) que a do lodo gerado na sedimentação e a formação de flocos mais leves nos processos de coagulação/floculação não é um problema. Também é importante ressaltar que os tanques de flotação requerem menores áreas de instalação, o que reduz os custos de implantação, e que os resultados obtidos com a flotação são satisfatórios mesmo no tratamento de águas com elevados valores de

turbidez, desde que uma coagulação adequada tenha sido realizada (ZABEL, 1985; RICHTER, 2009).

Diante das características vantajosas apresentadas pela flotação por ar dissolvido quando aplicada ao tratamento de efluentes ou de água para abastecimento público, várias pesquisas têm sido realizadas com o intuito de se obter uma maior compreensão dos fenômenos físicos e químicos que ocorrem nas suas etapas. Neste cenário, o conhecimento das condições operacionais que maximizam a eficiência da unidade de FAD e o entendimento da influência que cada parâmetro exerce no processo como um todo consistem em questões extremamente importantes e que vêm sendo objeto de estudo ao longo dos últimos anos.

2.2.1.1 Condições operacionais de uma unidade de FAD

Parâmetros físicos e químicos estão associados à operação de um sistema de flotação por ar dissolvido. Avaliando-se o tratamento químico, o pH do meio, as concentrações e dosagens dos químicos, o tempo de detenção no tanque de floculação e a intensidade das misturas rápida e lenta são os fatores que merecem atenção. Concomitantemente, a vazão de alimentação, a turbidez da água bruta, a pressão de saturação e a fração de reciclo são as variáveis físicas diretamente ligadas ao funcionamento do sistema de FAD com recirculação pressurizada em si.

A vazão de alimentação expressa a quantidade de água bruta que se deseja tratar e, conseqüentemente, é função das capacidades mínima e máxima da ETA, assim como dos limites físicos dos equipamentos disponíveis, como o volume do tanque de flotação e a faixa de operação das bombas utilizadas. Por sua vez, a turbidez de entrada é um dos parâmetros empregados para caracterizar a água bruta captada para tratamento, conforme disposto no Anexo XX da Portaria de Consolidação nº 5/2017 do Ministério de Saúde. A fração de reciclo é definida como a razão entre a vazão de água recirculada para o vaso saturador e a vazão de água bruta alimentada no tanque de flotação (Equação 3), e consiste em uma medida indireta da vazão de água saturada contendo microbolhas que é injetada na zona de contato do flotador.

$$FR (\%) = \frac{Q_{sat}}{Q_f} \times 100 \quad (\text{Eq. 3})$$

O sucesso da FAD depende da efetiva dissolução do ar na água, para que um volume adequado de microbolhas de ar seja posteriormente formado quando a corrente de água saturada passar pela etapa de despressurização. Sendo assim, a pressão do sistema de saturação e a fração de reciclo exercem um papel importantíssimo no estudo do processo em questão (EDZWALD; HAARHOFF, 2011).

A definição das melhores condições de trabalho depende das características da água bruta e dos padrões de potabilidade que precisam ser atingidos ao final do tratamento. Devido a isso, os conjuntos de condições operacionais citados na literatura são diversificados, não existindo valores ideais, pré-definidos e universais, mas apenas algumas diretrizes norteadoras presentes em *handbooks* da área. Exemplificando esta questão, encontram-se listados na Tabela 1 valores para a pressão de saturação, vazão de alimentação e fração de reciclo mencionados em alguns livros-texto ou testados em trabalhos científicos atuais, envolvendo a aplicação da FAD no tratamento de água e de efluentes.

De um modo geral, percebe-se que as pressões usualmente aplicadas estão entre 3 e 7 bar. Por outro lado, a fração de reciclo utilizada é bastante variável. De acordo com Edzwald (2010), a fração de reciclo utilizada é dependente da turbidez que a água bruta em tratamento apresenta, já que maiores volumes de microbolhas são necessários para que a FAD seja eficiente ao tratar águas com elevada turbidez inicial. A vazão de alimentação está condicionada à capacidade da unidade em operação, seja ela em escala de bancada, piloto ou industrial, e, portanto, é um parâmetro dependente da aplicação em estudo.

Por fim, a turbidez inicial é um parâmetro variável diretamente relacionado às características da água bruta captada para tratamento. No trabalho de Yong Chung et al. (2000), a água advinda do Rio Han, localizado na Coreia do Sul, apresentou turbidez inicial entre 3 e 64 NTU durante o período de condução dos estudos. Já Maeng et al. (2017) trabalharam com efluentes sintéticos na faixa de 300 NTU. Fonseca (2017) e Silvestre (2018) também fizeram o preparo de suspensões sintéticas que apresentaram turbidez variável entre 5 e 100 NTU, emulando o comportamento de águas captadas em rios e lagos para abastecimento público. Sendo assim, percebe-se que o valor da turbidez inicial é dependente da caracterização do tipo de água que se pretende aplicar ao tratamento pela flotação

por ar dissolvido, consistindo em um parâmetro bastante importante e que não deve ser esquecido durante o projeto e a operação da unidade de FAD.

Através da análise da Tabela 1 é possível concluir que a determinação das melhores condições operacionais é específica para cada aplicação da FAD, devendo-se levar em consideração as características da água que será tratada, os limites físicos dos equipamentos que compõem a unidade e os padrões de potabilidade ou de despejo que precisam ser atingidos.

Tabela 1 – Condições operacionais aplicadas à FAD em livros e trabalhos científicos

Aplicação da FAD	Pressão	Vazão de alimentação	Fração de reciclo	Referência
Tratamento de água para abastecimento público	4 a 6 bar	n.e.	¹ 5 a 15% ^{2 3} 6 a 12%	Edzwald (1995) ¹ , Edzwald e Haarhoff (2011) ² , Edzwald (2010) ³ ,
Tratamento de água do rio Han, localizado em Seul, Coreia do Sul	3,3 a 5,5 bar ** 4,4 bar ***	33 a 58 L/min ** 4170 L/min ***	30%	Yong Chung et al. (2000)
Tratamento de água para abastecimento público	3,45, 4,14, 4,83, 5,52 e 6,21 bar	0,8; 1,3; 1,8; 2,3 e 2,8 L/min	10 a 100%	Dassey e Theegala (2011)
Tratamento de águas residuais e superficiais	3,55 bar	3,8 L/min *	50%	Tansel e Pascual (2011)
Tratamento de águas residuais geradas por uma refinaria localizada no Iran	5 bar	83 L/min ***	144%	Behin e Bahrami (2012)
Tratamento de água para abastecimento público	4 a 7 bar	n.e.	6 a 12%	Crittenden et al. (2012)
Tratamento de efluentes domésticos	5,5 bar	n.e.	15%	Maeng et al. (2017)
Tratamento de água para abastecimento público	6 bar	3 L/min *	11%	Fonseca (2017)
Tratamento de água para abastecimento público	3,6 a 6,3 bar	0,42 a 3,98 L/min *	9,6 a 15,4%	Silvestre (2018)

n.e. = não especificado.

* Planta em escala de bancada; ** Planta em escala piloto; *** Planta em escala industrial.

Concomitantemente ao estudo da influência que os parâmetros físicos citados exercem na qualidade final da água clarificada, a compreensão dos fenômenos que promovem a remoção do material particulado suspenso no tanque de flotação é

extremamente relevante. Assim, há mais de duas décadas trabalhos envolvendo propostas de modelos matemáticos que representem estes fenômenos vêm sendo desenvolvidos e os mais pertinentes serão apresentados a seguir.

2.2.1.2 Modelagem matemática da flotação por ar dissolvido

A obtenção de um conjunto de equações matemáticas que seja capaz de representar o comportamento de um sistema real é útil em vários aspectos. A partir de um modelo matemático confiável é possível simular computacionalmente o processo em estudo de uma maneira rápida, barata e segura. Isto permite a realização de testes envolvendo alterações em condições operacionais, a otimização de parâmetros importantes, a avaliação de possíveis configurações distintas, a análise e projeto de sistemas de controle, dentre outros.

Um modelo matemático corresponde a uma equação, ou um conjunto de equações, que descreve as características e o estado de um processo ou de uma operação unitária em termos matemáticos, por meio da relação entre variáveis dependentes e independentes (CHAPRA; CANALE, 2011).

Modelos matemáticos podem ser classificados de acordo com diversos parâmetros. Quanto ao tempo, têm-se os modelos estacionários, ou estáticos, e os modelos transientes, ou dinâmicos. Por outro lado, quanto à natureza das equações utilizadas, têm-se os modelos fenomenológicos, empíricos e semi-empíricos. Modelos fenomenológicos são aqueles derivados a partir de equações físico-químicas que governam o processo em estudo, como relações de equilíbrio e balanços de massa e energia. Já os modelos empíricos são aqueles gerados a partir do tratamento de dados experimentais e um modelo semi-empírico é aquele em que há a utilização conjunta de equações fenomenológicas e empíricas.

Tratando-se da flotação por ar dissolvido, alguns modelos fenomenológicos vêm sendo propostos por pesquisadores da área, consistindo em tentativas de descrever fenômenos envolvidos na etapa de saturação da água fresca com ar comprimido, na formação das microbolhas em si e no processo de remoção do material particulado suspenso pela ação das bolhas formadas. Exemplos são os trabalhos de Edzwald (1995), Fukushi, Tambo e Matsui (1995) e Takahashi, Miyahara e Mochizuki (1979).

Em seu trabalho, Edzwald (1995) propõe um modelo conceitual que descreve a interação entre a bolha e o floco formado na zona de contato, baseado no conceito de eficiência de colisão de uma única bolha. Um modelo para a zona de separação, baseado na velocidade de ascensão do aglomerado bolha-partícula também foi proposto. Na composição dos modelos apresentados, Edzwald (1995) considerou escoamento em regime laminar e que o ar e as bolhas formadas se comportam como um gás ideal. As equações apresentadas foram simuladas variando-se os parâmetros envolvidos e alguns gráficos de tendência foram retratados.

Fukushi, Tambo e Matsui (1995) contestam algumas das considerações adotadas por Edzwald (1995). Assim, os autores apresentam um modelo cinético, baseado em um balanço populacional de bolhas e flocos em uma condição de regime turbulento. Para validar o modelo, foram realizados testes em uma unidade de flotação em batelada e em outra unidade contínua, onde uma célula de fluxo foi especialmente projetada para que as medições das distribuições de tamanhos de bolhas e de flocos pudessem ser realizadas utilizando-se um aparato fotográfico e um microscópio. Os resultados indicaram uma boa concordância entre os dados reais advindos dos ensaios experimentais e os dados provenientes dos modelos propostos.

Já Takahashi, Miyahara e Mochizuki (1979) focaram no estudo dos fenômenos envolvidos no processo de formação das bolhas na FAD. Assim, considerando que o ar é um gás ideal, que todo o ar dissolvido se transforma em bolhas esféricas e que dentro da bolha não há vapor, os autores propuseram equações para o cálculo do volume de ar gerado e do número de bolhas produzidas por cm³ de água. A comparação entre os dados calculados e aqueles obtidos a partir de ensaios experimentais foi possível devido a utilização de um sistema fotográfico para registro dos tamanhos das bolhas formadas.

Mais recentemente, Edzwald e Haarhoff (2011) fizeram um apanhado das modelagens que vinham sendo propostas para representar a operação de um tanque de FAD e apresentaram uma explicação mais detalhada do modelo sugerido por eles próprios em trabalhos anteriores. No modelo denominado *White Water Bubble-Blanket Model*, que é citado em vários *handbooks* para tratamento de água, Edzwald e Haarhoff (2011) consideram que a zona de contato do flotador opera de maneira análoga a um meio filtrante de granulometria média, onde as bolhas agem como coletores de partículas. Assim, foram propostas a Equação 4, que calcula a

taxa cinética de remoção de partículas pela colisão e adesão nas microbolhas, e a Equação 5 que permite o cálculo da constante cinética do modelo proposto:

$$\frac{\partial n_p}{\partial t} = -v_z \frac{\partial n_p}{\partial z} - k_c n_p n_b \quad (\text{Eq. 4})$$

Onde:

$$k_c = \alpha_{pb} \eta_T v_b A_b \quad (\text{Eq. 5})$$

Apesar de consistir em um modelo que traz grandes contribuições teóricas à busca pelo entendimento dos fenômenos envolvidos nos processos de colisão e adesão entre microbolhas e agregados de partículas, sua aplicação prática é complexa devido aos parâmetros que o compõe. O cálculo de variáveis como a eficiência de colisão/adesão (α_{pb}), a concentração de bolhas na zona de contato (n_b) e a velocidade de ascensão da bolha (v_b) não é simples e requer o uso de um aparato experimental específico, que nem sempre está disponível. Esta questão é recorrente e também se aplica aos outros modelos citados anteriormente.

Para se estudar processos nos quais um modelo fenomenológico não está disponível, a modelagem empírica torna-se uma alternativa viável, desde que um conjunto de dados experimentais extenso e confiável exista. Quando se deseja propor um modelo empírico, o ajuste dos dados experimentais pode ser realizado através de métodos tradicionais como os estatísticos, onde aplicam-se regressões simples, múltiplas, lineares ou não-lineares. Entretanto, o emprego de técnicas de Inteligência Artificial, como o uso de Redes Neurais Artificiais (RNAs), consiste em uma metodologia que tem ganhado bastante destaque neste quesito e tem se mostrado eficiente nas aplicações já testadas.

2.3 Modelagem empírica por meio de Redes Neurais Artificiais

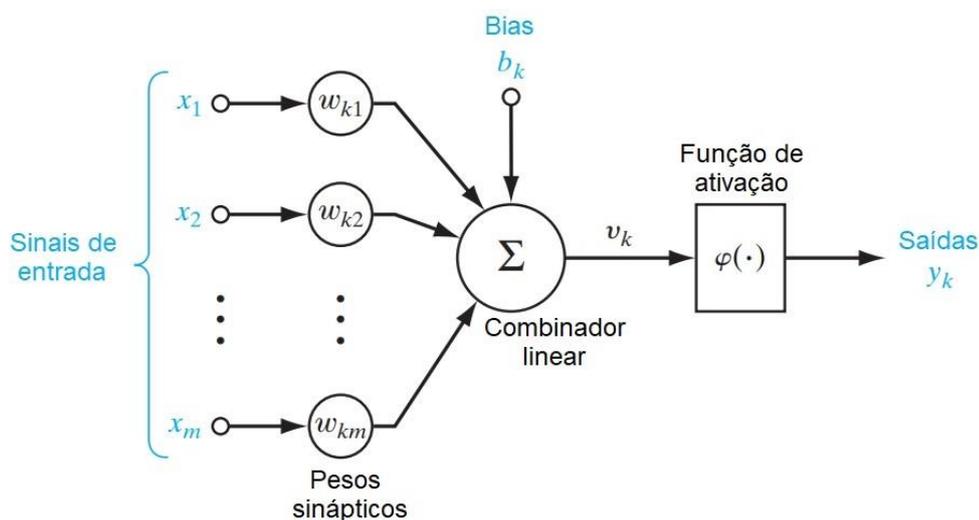
Inteligência Artificial é o ramo da ciência que estuda a criação de máquinas a partir de modelos computacionais, que sejam capazes de reproduzir comportamentos humanos como tomar decisões, fazer inferências, adquirir e armazenar conhecimento, e resolver problemas autonomamente. Consiste em um

campo de estudo ainda considerado novo na ciência e na engenharia, já que o primeiro trabalho reconhecido envolvendo o tema foi publicado em 1943 pelo lógico Walter Pitts e pelo neurocientista Warren McCulloch (RUSSELL; NORVIG, 2010).

Dentre as inúmeras técnicas englobadas por este ramo estão as redes neurais artificiais (RNAs). De acordo com Haykin (2009), uma rede neural é um modelo computacional construído a partir de várias unidades de processamento simples (neurônios), que é capaz de assimilar dados e informações apresentadas a ele e, a partir do conhecimento adquirido, estimar soluções que não eram conhecidas até o momento.

Desta forma, uma RNA simula o comportamento do sistema nervoso de um ser vivo e as definições envolvidas fazem analogia aos componentes e processos referentes ao funcionamento do cérebro humano. A Figura 4 retrata um neurônio, a unidade de processamento que compõe a estrutura da rede, e os três elementos básicos que constituem um modelo neural estão representados: os pesos sinápticos, o combinador linear e a função de ativação.

Figura 4 – Representação genérica de um neurônio artificial k



Fonte: Adaptado de HAYKIN, 2009.

Uma rede neural é capaz de adquirir e armazenar conhecimento e para que isso ocorra um processo de treinamento deve ser aplicado. Nele, as informações disponíveis, advindas do meio externo, são apresentadas aos neurônios na forma de sinais de entrada. As entradas são então multiplicadas pelos pesos sinápticos, que

têm a função de ponderar a relevância dos dados que estão sendo alimentados na rede, sendo os resultados obtidos agregados em um único sinal pelo combinador linear. Por fim, aplica-se uma função de ativação para limitar a amplitude do sinal de saída do neurônio, para que ele permaneça dentro de um intervalo de valores plausíveis a serem assumidos.

O modelo neural também conta com uma variável denominada *bias*, que tem a capacidade de aumentar ou diminuir o valor do sinal enviado à função de ativação. O processo de aprendizado é realizado em várias iterações, conhecidas como épocas, e em cada época os valores dos pesos e dos *bias* são atualizados de acordo com a estratégia de treinamento aplicada, visando ajustar a rede para que ela produza sinais de saída o mais próximos possíveis dos valores desejados.

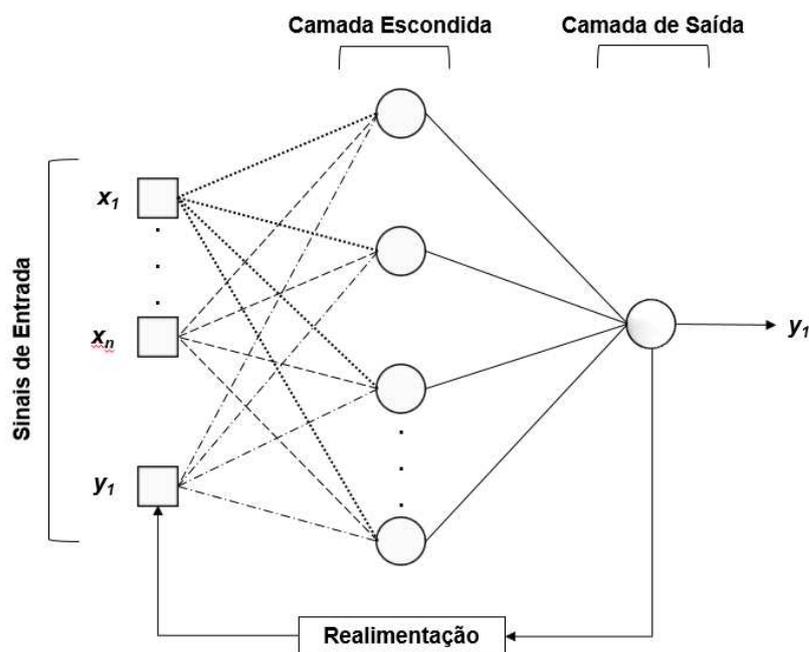
Portanto, a construção de uma RNA depende da definição do algoritmo de treinamento e da função de ativação que serão aplicados, da determinação da arquitetura e topologia que a rede irá apresentar, já que vários neurônios podem ser utilizados e estes podem ser arranjados de maneiras distintas. Além disso, as formas de estabelecer as ligações entre os neurônios dentro da rede são variadas e a que mais se adequa ao problema que se deseja resolver deve ser escolhida.

De acordo com Silva, Spatti e Flauzino (2010), dentre as arquiteturas de RNAs mais comumente utilizadas estão as redes recorrentes, representadas na Figura 5. Nos modelos recorrentes a saída calculada é realimentada como sinal de entrada para outros neurônios, o que permite o processamento dinâmico de informações, já que os sinais de saída atuais são produzidos levando-se em consideração aqueles previamente obtidos. Sendo assim, redes com arquitetura recorrente, também conhecidas como redes *feedback*, costumam ser empregadas quando deseja-se fazer a modelagem de séries temporais, a otimização ou a identificação de sistemas.

Em problemas envolvendo sistemas dependentes do tempo, ou seja, nos quais as variáveis de interesse dependem de seus valores anteriores e também são influenciadas por outros parâmetros dinâmicos, é possível se trabalhar com RNAs com sinais de entrada atrasados no tempo por meio da aplicação de *delays* aos mesmos. Nesta configuração, cada processamento realizado pelos neurônios da rede leva em consideração os valores atuais e os valores temporalmente anteriores de cada sinal de entrada fornecido. Desta forma, torna-se possível a análise e o estudo de sistemas que possuem dinâmicas não-lineares, o que é extremamente

desejável já que a maioria dos processos e fenômenos químicos apresentam não linearidades em seu comportamento.

Figura 5 – Arquitetura de uma rede recorrente de camadas múltiplas



O uso de redes neurais para a identificação e modelagem de sistemas dinâmicos, principalmente em pesquisas envolvendo o controle de processos, consiste em uma das aplicações da arquitetura em questão. No trabalho de Yu, Gomm e Williams (1999) redes neurais recorrentes com entradas atrasadas no tempo foram utilizadas para modelar o comportamento dinâmico de um reator CSTR em escala laboratorial, no qual soluções químicas (NH_4OH , CH_3COOH , Na_2SO_3) e ar eram adicionados. Além disso, as RNAs geradas foram usadas dentro do *loop* em malha fechada de um controlador preditivo (*Model Predictive Control*, MPC) e funcionaram como modelos empíricos capazes de simular o comportamento dinâmico do processo real. Esta estratégia foi adotada uma vez que um modelo fenomenológico do processo em questão não se encontrava disponível. O treinamento das RNAs foi efetuado com dados retirados do protótipo por meio de ensaios experimentais e durante a ação do controlador preditivo os *inputs* dos modelos já treinados consistiram em dados medidos em tempo real pelos sensores presentes no reator. Os resultados obtidos pelos autores mostraram que os modelos neurais apresentaram desempenho adequado e foram capazes de simular

corretamente o comportamento do processo, o que contribuiu para que o controle aplicado fosse eficiente em manter as variáveis de interesse nos *set points* desejados.

De maneira similar, Wior et al. (2010) realizaram o controle do pH em um protótipo experimental de neutralização por meio de um controlador preditivo aproximado (APC) baseado em modelo neural. Os autores treinaram uma rede neural recorrente com entradas atrasadas no tempo, constituída por uma camada escondida com 11 neurônios e aplicação de 1 *delay* nos sinais de entrada. O treinamento da RNA foi realizado utilizando-se dados coletados no protótipo em estudo e o modelo neural gerado foi usado em simulações *offline* para a realização da sintonia dos parâmetros do controlador, mas também em simulações *online* para a predição temporal do comportamento dinâmico do pH na saída do tanque de mistura. Verificou-se que a RNA foi capaz de fornecer predições próximas dos valores reais esperados e a aplicação do APC-Neural foi eficiente quanto ao controle do pH, tanto frente a mudanças no *set point* desejado, quanto frente a imposição de distúrbios no processo.

Há alguns anos o uso de RNAs já vem se mostrando promissor quanto à modelagem empírica em processos de tratamento de água para abastecimento público. Maier et al. (2004) utilizaram redes neurais artificiais para prever as dosagens ótimas de Alum (Sulfato de Alumínio), que deveriam ser aplicadas na etapa de coagulação do tratamento de águas superficiais no sudeste da Austrália. As redes criadas mostraram bom desempenho, apresentando baixos valores para o erro quadrático médio e elevados coeficientes de correlação, o que culminou em resultados simulados bastante próximos daqueles medidos experimentalmente. Além disso, utilizando as redes criadas os autores implementaram um programa computacional com uma interface mais amigável ao usuário, que permitiu o controle automático das dosagens de Alum ao longo do processo de tratamento de água.

No trabalho desenvolvido por Singh et al. (2009), as quantidades de oxigênio dissolvido (OD) e da demanda bioquímica de oxigênio (DBO) do rio Gomti, na Índia, foram monitorados por meio da criação de duas redes neurais artificiais que foram capazes de prever os valores destes parâmetros. Na etapa de treinamento foi apresentado à rede um banco de dados composto por 11 parâmetros relacionados à qualidade da água e que afetam a DO e DBO da mesma, como pH e sólidos totais. Os autores testaram várias topologias de redes distintas e aquelas que

apresentaram melhores resultados consistiram em redes com uma única camada intermediária constituída por 23 e 11 neurônios cada.

Salari et al. (2018) tiveram como objetivo a obtenção de modelos empíricos que permitissem a predição de importantes variáveis referentes à qualidade da água potável, a partir de parâmetros que pudessem ser facilmente medidos e sem grandes custos. Assim, redes neurais com arquitetura *feedforward* foram utilizadas para modelar as relações existentes entre as variáveis de entrada, sendo elas o pH, a temperatura e a condutividade elétrica, e as variáveis de interesse, a turbidez, a alcalinidade, o oxigênio dissolvido e a dureza. Os dados necessários ao treinamento dos modelos neurais foram fornecidos por estações de monitoramento localizadas ao longo do Lago Michigan, nos Estados Unidos. Os modelos neurais mostraram-se eficientes, apresentando coeficientes de correlação próximos de 0,99 e baixos erros de predição, de modo que o objetivo inicial de criar uma ferramenta que facilitasse a estimativa de importantes parâmetros físicos da água foi alcançado.

Nos trabalhos citados e em vários outros aplicados ao tratamento de água e efluentes (HAMED; KHALAFALLAH; HASSANIEN, 2004; LABIDI et al., 2007; SARKAR; PANDEY, 2015), RNAs foram empregadas em problemas considerados estáticos, nos quais o modelo foi utilizado como uma ferramenta de ajuste para mapear as relações existentes entre um conjunto de dados de entrada e um conjunto de *targets*, sendo capazes de predizer corretamente valores de determinados parâmetros, quando novas entradas forem apresentadas a elas. Entretanto, poucas são as pesquisas envolvendo a predição temporal do comportamento dinâmico de variáveis associadas à qualidade final da água tratada.

O grande número de pesquisas envolvendo o uso de redes neurais artificiais em diversas áreas de conhecimento indica o grande potencial desta ferramenta. As principais características que tornam o seu uso vantajoso são a alta capacidade de generalização e adaptabilidade, a elevada tolerância a falhas e a possibilidade de se trabalhar com não linearidades (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010). Sabendo-se disso e dada esta ausência de estudos envolvendo o comportamento dinâmico do sistema quanto ao processo de flotação por ar dissolvido, tema de estudo desta dissertação, acredita-se que a investigação da aplicabilidade da técnica e os resultados que serão obtidos consistam em um importante passo na busca pela maior compreensão do funcionamento e dos fenômenos envolvidos no processo em questão.

3 HIPÓTESE

A simulação computacional de um sistema de flotação por ar dissolvido, construída por meio da utilização de um modelo empírico que o represente, é capaz de retratar o comportamento dinâmico do processo e permite avaliar o efeito de modificações nas condições operacionais do sistema.

3.1 Objetivo geral

Desenvolver um modelo empírico, a partir da realização de ensaios experimentais para coleta de dados, que represente a evolução temporal da remoção de turbidez da água bruta tratada em um protótipo de flotação por ar dissolvido, especificadas as condições operacionais desejadas.

3.2 Objetivos específicos

Definidos a hipótese de trabalho e o objetivo geral deste projeto, os objetivos específicos consistem em:

- Realizar uma análise preliminar da influência de variáveis físicas no processo de remoção de turbidez, sendo elas a pressão do vaso saturador e a vazão de água saturada;
- Avaliar o comportamento dinâmico da turbidez na saída do tanque de flotação por ar dissolvido frente a perturbações nas condições operacionais;
- Desenvolver um modelo neural para a simulação do comportamento dinâmico da turbidez final de saída, fornecidas a turbidez de entrada da água bruta, a pressão de saturação e a vazão de água saturada aplicadas;
- Testar o modelo construído, a fim de verificar a capacidade de generalização e interpolação do mesmo.

4 MATERIAIS E MÉTODOS

Independentemente da técnica aplicada, a modelagem empírica de qualquer processo requer que um extenso e consistente banco de dados esteja disponível. Assim, ensaios experimentais foram realizados para a obtenção dos dados necessários à construção de modelos empíricos, que representem o comportamento dinâmico de um protótipo de flotação por ar dissolvido. Várias condições operacionais foram testadas para compor o banco de dados e para permitir a análise da influência de variáveis específicas em relação à turbidez atingida na saída do tanque de flotação. Nos tópicos seguintes serão descritas em maiores detalhes todas as etapas envolvidas no desenvolvimento deste projeto, desde a apresentação do equipamento utilizado até a obtenção dos modelos computacionais baseados em redes neurais artificiais.

4.1 Protótipo de flotação por ar dissolvido

O protótipo de flotação por ar dissolvido (escala de bancada) estudado neste projeto encontra-se no Laboratório de Controle e Automação de Processos (LCAP) da Faculdade de Engenharia Química da Unicamp, e foi construído e automatizado por Fonseca (2017). Os principais equipamentos que compõe o protótipo experimental podem ser visualizados na Figura 6 e na Tabela 2 consta a identificação de cada um deles, assim como as respectivas funções. Para maiores detalhes, um diagrama P&ID encontra-se na Figura 31A do Apêndice A.

Externo ao laboratório, um tanque com capacidade de 1000 L é utilizado para armazenar a água bruta a ser tratada no protótipo. Este contém um agitador mecânico, conectado a um inversor de frequência, o que permite o acionamento e controle da agitação aplicada à água bruta, visando a manutenção da turbidez de entrada desejada. Por meio de uma bomba centrífuga a água bruta é alimentada no floculador, tanque onde as etapas de coagulação e floculação ocorrem.

O tanque de floculação (30 L) é subdividido em três seções, cada uma contando com a presença de um agitador mecânico. Nele, os agentes coagulantes e floculantes são alimentados nas vazões desejadas por bombas dosadoras e as etapas de agitação rápida e lenta se dão nas duas primeiras seções, respectivamente.

Figura 6 – Protótipo de flotação por ar dissolvido do LCAP/FEQ/UNICAMP

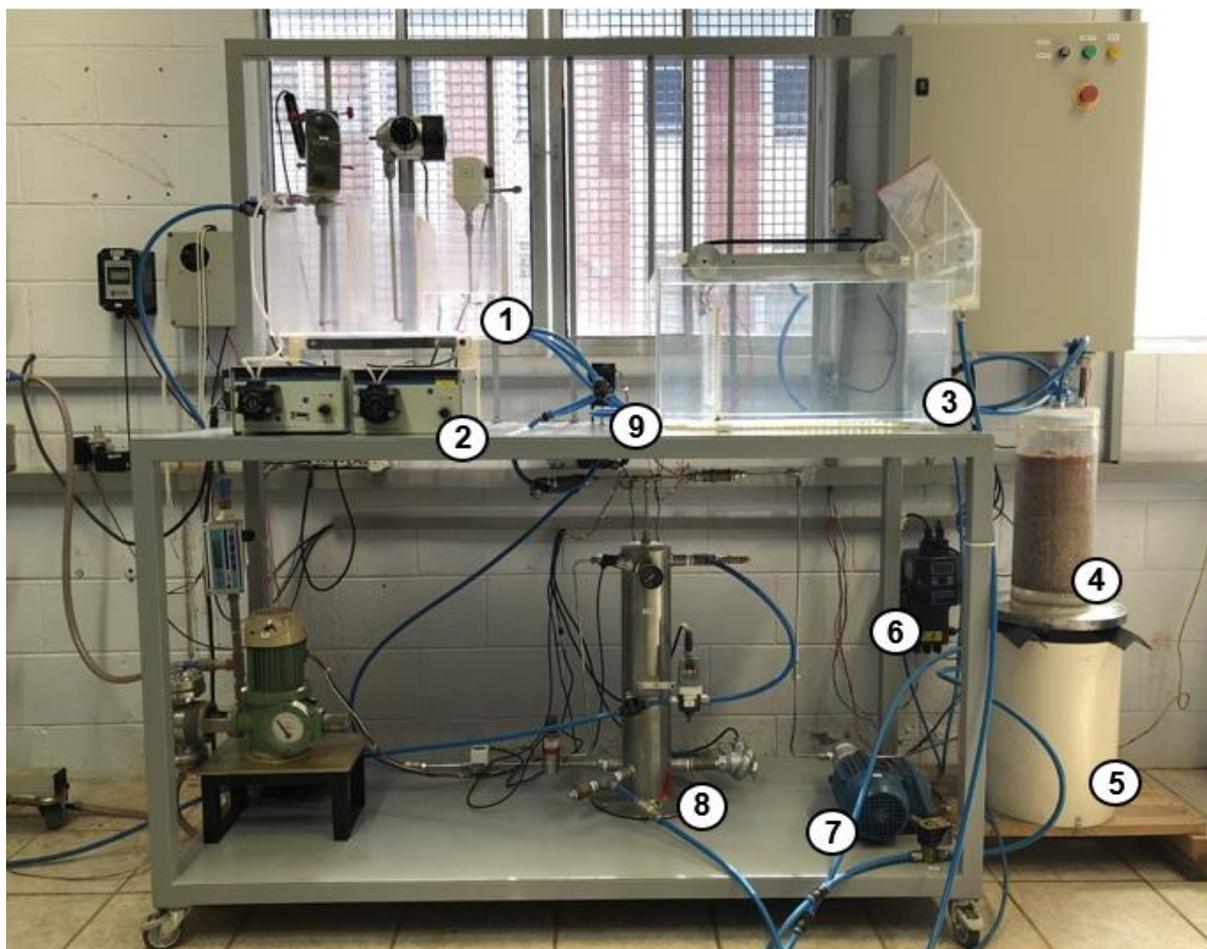


Tabela 2 – Principais equipamentos do protótipo de FAD e respectivas funções

Identificação	Equipamento	Função
1	Tanque de floculação	Promove a coagulação e floculação da água bruta bombeada do tanque de armazenamento
2	Bombas dosadoras	Alimentam os agentes coagulantes e floculantes no tanque de floculação
3	Tanque de flotação	Promove a remoção do material particulado coagulado pela ação de microbolhas de ar
4	Filtro de areia	Responsável por remover flocos ou partículas que não foram flotadas no tanque de flotação
5	Tanque pulmão de água clarificada	Armazena a água clarificada após passar pela flotação seguida de filtração
6	Turbidímetro em linha	Faz medições em tempo real da turbidez na saída do tanque de flotação
7	Bomba de engrenagens	Alimenta o vaso de saturação com uma corrente de reciclo advinda do tanque pulmão
8	Vaso de saturação	Promove a saturação da água recirculada com ar comprimido a elevadas pressões
9	Motor de passo da válvula agulha	Permite o controle da vazão de água saturada injetada na zona de contato do flotador

Os flocos formados presentes na terceira seção do floclador são direcionados para a zona de contato do flotor pela ação da gravidade, por meio de tubulações de poliuretano de 12 mm de diâmetro. No tanque de flotação (62 L), a corrente de água bruta coagulada e a corrente de microbolhas de ar entram em contato, e os fenômenos de colisão, adesão e suspensão dos agregados formados ocorrem, caso as condições operacionais em uso sejam adequadas. Desta forma, uma camada de material flotado vai se formando na superfície do tanque e tornando-se mais espessa com o passar do tempo. A zona de separação oferece um ambiente livre de perturbações para que o lodo flotado seja encaminhado para uma calha coletora, sendo então separado da água tratada.

Na base do tanque de flotação, parte da água tratada é direcionada para um turbidímetro em linha (Microtol 4 – HF Scientific®), responsável por quantificar a turbidez alcançada após a flotação. Este equipamento possui resolução igual a 0,0001 NTU, a faixa de medida vai de 0 a 1000 NTU com precisão igual a 2% da medida realizada para faixas abaixo de 40 NTU e 5% da leitura para valores acima de 40 NTU. A outra parte da água clarificada passa por um filtro de areia, composto por três camadas de areia com granulometrias distintas (grossa, média e fina), para que qualquer partícula de impureza ou floco que não tenham sido flotados pela ação das microbolhas de ar sejam removidos. A água filtrada é armazenada em um tanque pulmão com 25 L de capacidade e para eliminar o risco de transbordamento neste vaso, o mesmo conta com uma válvula solenoide acionada sempre que o nível se encontra acima da faixa máxima pré-estabelecida e responsável por descartar o excedente de água armazenada. A água filtrada é periodicamente enviada para um vaso saturador (4,4 L) por meio de uma bomba de engrenagens capaz de vencer um diferencial de pressão de até 8 bar.

O vaso saturador é pressurizado com ar comprimido proveniente da linha compartilhada da Faculdade de Engenharia Química e uma válvula reguladora de pressão garante que esta variável seja mantida no valor desejado durante todo o ensaio. Além disso, o vaso saturador é equipado com um sensor de temperatura (TxMiniBlock – Novus®), um sensor de nível por diferencial de pressão (692900007141 – Huba Control®) e um sensor de pressão absoluta (NP430D – Novus®). A corrente de água saturada que deixa o vaso passa por uma válvula agulha ($C_v=0,09$), que proporciona uma súbita queda de pressão na linha, promovendo a nucleação de pequenas bolhas de ar que são injetadas da zona de

contato do flutuador. Posicionado na linha de água saturada existe um medidor de vazão do tipo turbina, o que permite quantificar a fração de reciclo utilizada, e um motor de passo acoplado à válvula agulha faz o controle da porcentagem de abertura da mesma. Ressalta-se que o esquema de alimentação do vaso saturador com uma corrente de água tratada proveniente do tanque pulmão configura o modo de operação com recirculação pressurizada, já que a água saturada no vaso é uma corrente de reciclo do protótipo.

Com o objetivo de automatizar os processos envolvidos na operação do sistema de FAD, Fonseca (2017) implementou cinco malhas de controle distintas no processo (Tabela 3), tanto para a manutenção de certas variáveis em valores de *set points* desejados, quanto para garantir a segurança do operador e proteger os equipamentos em uso, que possuem limites físicos de operação que precisam ser respeitados. Sendo assim, o protótipo conta com sensores, atuadores e um Controlador Lógico Programável (CLP), modelo X20 CP1585 da B&R®, responsável por fazer o intermédio entre os equipamentos e o programa de controle e acompanhamento implementado no Simulink, *toolbox* do *software* MATLAB®. A conexão entre o MATLAB® e o CLP foi feita por meio da comunicação OPC® (*Open Platform of Communication*), permitindo que o usuário atue no processo via Simulink.

Tabela 3 – Malhas de controle implementadas na unidade de FAD por Fonseca (2017)

Malha de controle	Variável controlada	Objetivo
1	Vazão de alimentação	Controle para manutenção da vazão de alimentação de água bruta no <i>set point</i> desejado
2	Vazão de água saturada	Controle para manutenção da vazão de água saturada no <i>set point</i> desejado (<i>Range</i> = 0 a 40%)
3	Nível do vaso saturador	Controle do nível do vaso para evitar o esgotamento ou o transbordamento do mesmo (<i>Range</i> = 20 a 60%)
4	Pressão do vaso saturador	Controle da pressão do vaso para evitar danos aos equipamentos e proteção do operador (<i>Range</i> = 1 a 7,5 bar)
5	Vazão de água saturada	Controle para evitar danos ao medidor de vazão instalado na linha de água saturada (Máx. 0,50 L/min)

É importante ressaltar que durante o processo de automação e aquisição dos sinais referentes às variáveis medidas no sistema de flotação, Fonseca (2017)

percebeu a necessidade de se empregar filtros digitais para a remoção de ruído nas leituras efetuadas e estes foram incorporados ao programa de controle e acompanhamento da unidade de FAD implementado no Simulink. Sendo assim, o sinal fornecido pelo medidor de vazão de turbina presente na linha de água saturada e o sinal fornecido pelo turbidímetro em linha posicionado na saída do tanque de flotação passam por filtros digitais, visando a remoção de picos e leituras não representativas de ambas as variáveis. Mais detalhes construtivos e referentes ao processo de automatização do protótipo podem ser encontrados em Fonseca (2017).

4.2 Preparação da água bruta e *jar tests*

A linha de pesquisa envolvendo o estudo da flotação por ar dissolvido, recentemente iniciada no LCAP/FEQ/UNICAMP, tem como foco principal o tratamento de água para abastecimento público. Desta forma, uma água bruta sintética é preparada para que os ensaios no protótipo de FAD sejam realizados. A preparação foi feita misturando-se água fresca e terra vermelha, até que se obteve uma solução concentrada com elevada turbidez, que simula a água bruta captada em rios e lagos para tratamento nas ETAs do Brasil.

Assim, antes do início de cada ensaio realizado, o tanque de armazenamento de água bruta foi preenchido com a quantidade de água limpa suficiente para fornecer a vazão de alimentação desejada durante o tempo de ensaio estabelecido, e a suspensão concentrada foi aos poucos adicionada ao tanque de modo a se obter a turbidez de entrada previamente estipulada. O monitoramento da turbidez da água bruta na entrada do sistema foi feito por meio de medidas periódicas em um turbidímetro de bancada (AP2000 – Policontrol®). Este equipamento possui resolução igual a 0,01 NTU, a faixa de medida vai de 0 a 1000 NTU com precisão igual a 2% da medida realizada para faixas abaixo de 500 NTU e 3% leitura para valores acima de 500 NTU.

Definindo-se a turbidez de entrada da água bruta, a padronização do tratamento químico inicial aplicado na etapa de coagulação e floculação foi feita por meio de *jar tests*. Foram preparadas soluções de aluminato de sódio 2% (v/v) e Tanfloc SG® 5% (v/v), além de 6 L da água bruta com a turbidez desejada. Seis jarros foram preenchidos com 500 mL da água bruta e agitadores mecânicos

inseridos em cada jarro foram acionados na rotação de 150 rpm. A turbidez e o pH da água bruta foram medidos e anotados.

Em seguida, o mesmo volume da solução de aluminato de sódio 2% (v/v) foi adicionado aos seis jarros e a agitação rápida foi mantida por dois minutos para promover a coagulação da suspensão. Passado este tempo, a rotação dos agitadores foi reduzida para 50 rpm e diferentes volumes do Tanfloc SG® 5% (v/v) foram inseridos em cada jarro. O pH foi medido e anotado e, decorridos três minutos de agitação lenta para indução da formação de flocos de maiores diâmetros, os agitadores foram desligados. O sistema foi mantido em repouso por dez minutos, para que os flocos formados pudessem se sedimentar e a turbidez do sobrenadante de cada jarro foi medida e anotada.

O conteúdo dos jarros foi descartado e novamente 500 mL da água bruta preparada foram adicionados em cada um. Nesta segunda etapa o mesmo procedimento anteriormente descrito foi adotado, entretanto, variaram-se os volumes de aluminato de sódio 2% (v/v) adicionados em cada jarro e o mesmo volume de Tanfloc SG® 5% (v/v) foi inserido em todos os recipientes, sendo este valor determinado pelo jarro que apresentou a menor turbidez final na bateria de testes anterior. Ao final desta segunda etapa, registrou-se qual foi o jarro que exibiu o menor valor de turbidez do sobrenadante e os volumes das substâncias químicas adicionadas neste ditaram quais foram as vazões aplicadas nas etapas de coagulação e floculação do protótipo de FAD.

4.3 Ensaio experimentais

Os ensaios experimentais foram conduzidos de forma que proporcionassem tanto a obtenção do banco de dados necessário para a criação dos modelos empíricos via redes neurais artificiais, quanto permitissem o estudo e a análise preliminar da influência das variáveis físicas associadas ao processo de flotação por ar dissolvido (a pressão do vaso saturador e a vazão de água saturada) em relação à eficiência de remoção da turbidez da água em tratamento.

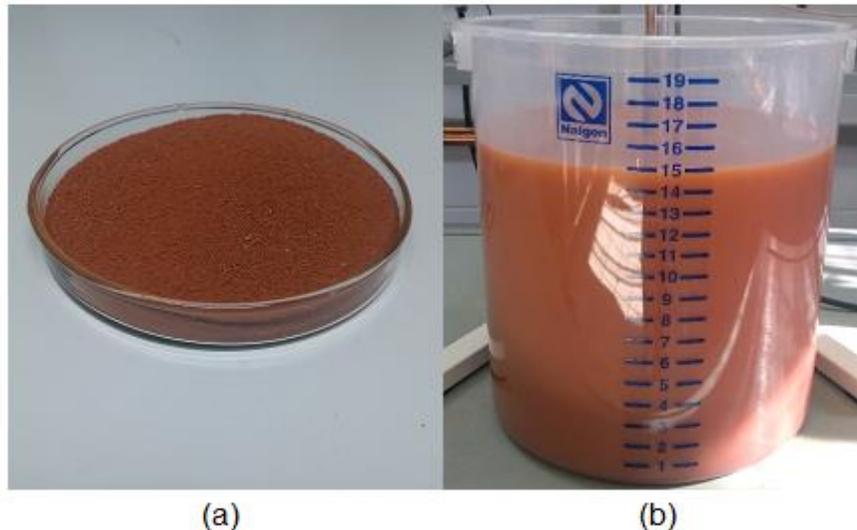
Ressalta-se que todos os ensaios experimentais foram realizados em malha aberta para a turbidez, ou seja, nenhuma estratégia visando o controle desta variável na saída do flotador foi aplicada. A seguir o método de operação do

protótipo, os ensaios realizados e as condições operacionais testadas serão tópicos pontuados com maiores detalhes.

4.3.1 Operação do protótipo de FAD

Antes do início de fato de cada ensaio experimental, alguns procedimentos foram efetuados. Em primeiro lugar, preparou-se uma suspensão concentrada, a partir da mistura de água limpa e terra vermelha. A terra vermelha foi previamente peneirada em duas peneiras de aberturas distintas, visando a remoção de sólidos grosseiros, como pedras, folhas e galhos, que poderiam atrapalhar e comprometer o funcionamento dos equipamentos do protótipo. Os aspectos da terra vermelha já peneirada e da suspensão concentrada preparada podem ser observados na Figura 7.

Figura 7 – Aspectos da (a) terra vermelha após remoção de sólidos grosseiros e da (b) suspensão concentrada preparada



Assim, a suspensão preparada, que apresentou elevada concentração de sólidos suspensos, foi aos poucos adicionada ao tanque de armazenamento de água bruta até que a turbidez de entrada desejada fosse alcançada. O sistema de agitação do tanque foi iniciado para garantir a homogeneização e a manutenção da turbidez inicial ao longo de cada ensaio.

Feito isso, o tanque de flotação e o vaso pulmão foram completamente preenchidos com água limpa. Isto se fez necessário para garantir a alimentação do vaso saturador no início do ensaio, quando ainda não há água tratada para compor a corrente de reciclo, e visando reduzir o tempo gasto com a inicialização da planta e o efetivo início do processo de flotação. Além disso, as vazões das bombas dosadoras foram ajustadas de acordo com os resultados do *jar test* e com o valor da vazão de alimentação de água bruta especificada para cada ensaio. Calculadas as vazões de químicos, as quantidades necessárias das soluções de aluminato de sódio 2% (v/v) e de Tanfloc SG® 5% (v/v) foram preparadas.

Em seguida, os equipamentos foram energizados e estabeleceu-se a conexão entre o CLP e o Simulink. Com isso, as condições operacionais foram inseridas no programa de controle e acompanhamento, exceto o acionamento das bombas dosadoras e dos agitadores do tanque de floculação, que foi feito manualmente. A partir do momento em que a conexão entre o CLP e o Simulink foi estabelecida, os sensores *online* instalados no protótipo permitiram o acompanhamento das variáveis medidas com um intervalo de amostragem igual a $\Delta t = 1$ segundo. Assim, ao final de cada ensaio, um arquivo com a extensão *.mat* foi gerado com todos os pontos medidos durante o experimento. Além disso, ao longo do ensaio medidas da turbidez de entrada, do pH da segunda seção do floculador e da turbidez da água após a filtração foram realizadas a cada 15 minutos com os medidores de bancada.

No que diz respeito às condições operacionais que foram utilizadas, buscou-se conciliar os limites físicos dos equipamentos que compõe o protótipo e os direcionamentos indicados na literatura, sumarizados na Tabela 1. Uma vez que o grande interesse deste projeto consistiu na avaliação da influência de apenas dois dos parâmetros físicos efetivamente ligados ao fenômeno da flotação, sendo eles a pressão aplicada para a saturação da vazão de água limpa com ar comprimido e a vazão de água saturada (e conseqüentemente de microbolhas) injetada na zona de contato do flotador, parte das condições operacionais foi mantida constante em todos os experimentos realizados (Tabela 4).

Entende-se que a vazão de água bruta é um parâmetro relacionado apenas à geometria e à capacidade operacional da unidade de FAD em estudo. Portanto, a alimentação foi mantida constante em 2 L/min em todos os ensaios realizados. A turbidez da entrada também foi fixada, uma vez que a configuração atual do protótipo não permite que mudanças controladas nesta variável sejam efetuadas

uma vez que o ensaio já tenha se iniciado. Sendo assim, escolheu-se trabalhar com 20 NTU em todos os experimentos conduzidos, uma vez que neste nível de turbidez já foi possível se obter uma água bruta sintética com presença de cor e de material particulado em suspensão.

Tabela 4 – Condições operacionais mantidas constantes em todos os ensaios

Variável	Valor utilizado
Vazão de alimentação de água bruta	2 L/min
Turbidez de entrada da água bruta	20 NTU
Vazão de Aluminato de Sódio 2% (v/v)	5 mL/min
Vazão de Tanfloc SG [®] 5% (v/v)	10 mL/min
Agitador da 1 ^a seção do floculador	180 rpm
Agitador da 2 ^a seção floculador	100 rpm

Por sua vez, as vazões dos agentes coagulantes e floculantes estão diretamente ligadas à vazão e à turbidez da água bruta, estes últimos definidos como parâmetros invariáveis. Sendo assim, a partir dos resultados obtidos no *jar test* para 20 NTU, não há necessidade em se modificar as vazões de químicos utilizadas.

As intensidades dos agitadores posicionados nas duas primeiras seções do tanque de floculação foram ajustadas por tentativa e erro com o intuito de garantir a mistura adequada entre as substâncias químicas adicionadas e a água bruta, mas sem danificar os flocos formados. Ainda neste sentido, o agitador da terceira seção do floculador e o raspador presente no tanque de flotação não foram utilizados, pois verificou-se que estes contribuíam para a quebra dos flocos, o que não é desejável.

A limpeza do filtro de areia foi feita a cada cinco ensaios realizados ou até que se observasse a saturação do mesmo. Manualmente, retiraram-se as três faixas de areia do filtro e estas foram lavadas sob água corrente até que todas as impurezas retidas fossem removidas.

Além dos parâmetros listados na Tabela 4, é preciso definir a pressão do vaso saturador e a fração de reciclo para que o conjunto de condições operacionais fique completo e seja possível rodar um ensaio. Desta forma, duas modalidades de ensaios distintas foram realizadas, de modo que o banco de dados necessário ao treinamento das RNAs fosse adquirido e a influência dessas duas variáveis no processo pudesse ser investigada.

4.3.2 Ensaio com condição operacional constante (preliminares)

Com o objetivo de encontrar condições operacionais que promovessem flotação efetiva, uma série de dezesseis ensaios foi realizada, onde se variou a pressão de saturação e a fração de reciclo aplicadas. As pressões testadas corresponderam aos pontos de 4, 5, 6 e 7 bar. Pontos menores que 4 bar não foram testados, uma vez que pressões muito baixas não são capazes de promover a saturação necessária para a adequada formação de microbolhas (EDZWALD, 2010). Pressões acima de 7 bar também não foram verificadas, já que o vaso saturador possui uma malha de controle de segurança que impede trabalhar-se acima do valor máximo de 7,5 bar.

Com relação à fração de reciclo, foram testados os pontos de 13, 16, 19 e 22%, correspondendo a 0,26, 0,32, 0,38 e 0,44 L/min de água saturada, respectivamente. A escolha do valor ideal da fração de reciclo é bastante influenciada pelas características da água bruta em tratamento e pelo sistema de FAD utilizado. Desta forma, os valores escolhidos para teste foram pautados naqueles empregados por Silvestre (2018). Além disso, não é possível se trabalhar com frações de reciclo muito elevadas, já que o medidor de vazão presente na linha de água saturada tem *range* máximo de 0,5 L/min e uma malha de controle de intertravamento de segurança foi implementada neste ponto do processo para garantir que este limite não seja extrapolado durante a realização de um experimento.

Nestes ensaios todas as condições operacionais foram mantidas constantes e os mesmos tiveram duração variável entre 40 minutos e uma hora, tempo suficiente para que a turbidez na saída do tanque de flotação entrasse em regime permanente. A condição operacional em teste só foi considerada efetiva se todos os seis critérios de desempenho enumerados abaixo foram cumpridos:

- i. Ausência de sedimentação de flocos em todas as seções do floculador;
- ii. Ausência de sedimentação de flocos na zona de contato do flotador;
- iii. Presença de aspecto visual “leitoso” referente à formação de bolhas na zona de contato;
- iv. Formação de uma camada de flotado espessa na superfície da zona de separação do tanque de flotação;

- v. Ausência de sedimentação intensa na zona de separação do flotador.
- vi. Observação de um regime permanente quanto à turbidez final na saída do tanque de flotação;
- vii. Manutenção da turbidez de entrada da água bruta durante todo o ensaio.

No caso de descumprimento de algum dos critérios acima, o ensaio foi encerrado, os dados coletados foram descartados e a condição testada foi considerada ineficiente.

4.3.3 Ensaio com perturbações nas condições operacionais

A fim de se obter dados representativos da dinâmica apresentada pela turbidez na saída do tanque de flotação de acordo com a pressão de saturação e a fração de reciclo aplicadas, realizaram-se quatro ensaios nos quais estes parâmetros foram variados de tempos em tempos. Em dois ensaios a fração de reciclo foi mantida constante, enquanto alterações na pressão de saturação foram efetuadas, e nos outros dois ensaios o inverso foi realizado. Além disso, vale lembrar que todos os outros parâmetros envolvidos na operação do protótipo (Tabela 4) foram mantidos constantes enquanto perturbaram-se as variáveis de interesse.

Nesta modalidade de experimentos os ensaios tiveram duração entre uma e duas horas, uma vez que após a aplicação de cada perturbação foi necessário esperar uma mudança perceptível no comportamento dinâmico da turbidez de saída, até que uma nova perturbação pudesse ser aplicada e assim sucessivamente. Para que o ensaio fosse considerado válido, os mesmos critérios descritos no subitem anterior foram utilizados, exceto o sexto critério, uma vez que nos experimentos com perturbações não há interesse no comportamento estático da remoção de turbidez, apenas na dinâmica apresentada por esta variável com o passar do tempo.

Portanto, considerando-se os experimentos preliminares e aqueles com aplicação de perturbações, um total de 20 ensaios foram realizados para o cumprimento dos objetivos referentes ao estudo preliminar do efeito da manipulação das variáveis físicas da flotação por ar dissolvido e para a composição do banco de dados necessário na construção dos modelos dinâmicos neurais.

4.4 Modelagem empírica por meio de redes neurais artificiais

Realizados os ensaios experimentais, obteve-se um banco de dados a partir do qual a modelagem empírica do comportamento dinâmico da turbidez na saída da unidade de FAD foi investigada. Como realizaram-se duas modalidades distintas de ensaios e tem-se interesse em desenvolver modelos preditivos para uso *online* e *offline*, o banco de dados foi dividido e o desenvolvimento de mais de um modelo neural foi proposto, conforme será descrito a seguir.

4.4.1 Tratamento e divisão dos dados experimentais

A partir dos ensaios efetuados e dos dados obtidos, dois bancos de dados distintos foram separados. Sendo o comportamento dinâmico referente à turbidez da água tratada na saída do tanque de flotação o objeto de estudo deste projeto, foram removidos de ambos os bancos de dados os estados iniciais de cada ensaio, nos quais o processo de flotação ainda não havia efetivamente se iniciado. Feito isso, os pontos foram unificados e os dois conjuntos amostrais foram montados.

Para a composição do primeiro banco de dados, aqui denominado como BD01, utilizaram-se os pontos aquisitados nos ensaios onde uma única condição operacional fixa e constante foi aplicada. Sendo assim, apenas os trechos referentes ao regime permanente alcançado pela turbidez na saída do tanque de flotação, TBD_f , foram usados para compor o banco. O segundo, denominado BD02, constituiu-se dos dados obtidos nos ensaios onde perturbações na fração de reciclo e na pressão de saturação foram empregadas, resultando em um conjunto amostral no qual se observa o comportamento dinâmico da TBD_f .

4.4.2 Modelos neurais propostos

Todos os modelos neurais propostos apresentaram a mesma arquitetura *feedback* de camadas múltiplas (camada(s) escondida(s) e uma camada de saída) com realimentação dos sinais produzidos pelos neurônios da última camada. Além dos *inputs* recorrentes, a RNA também foi alimentada com três *inputs* exógenos.

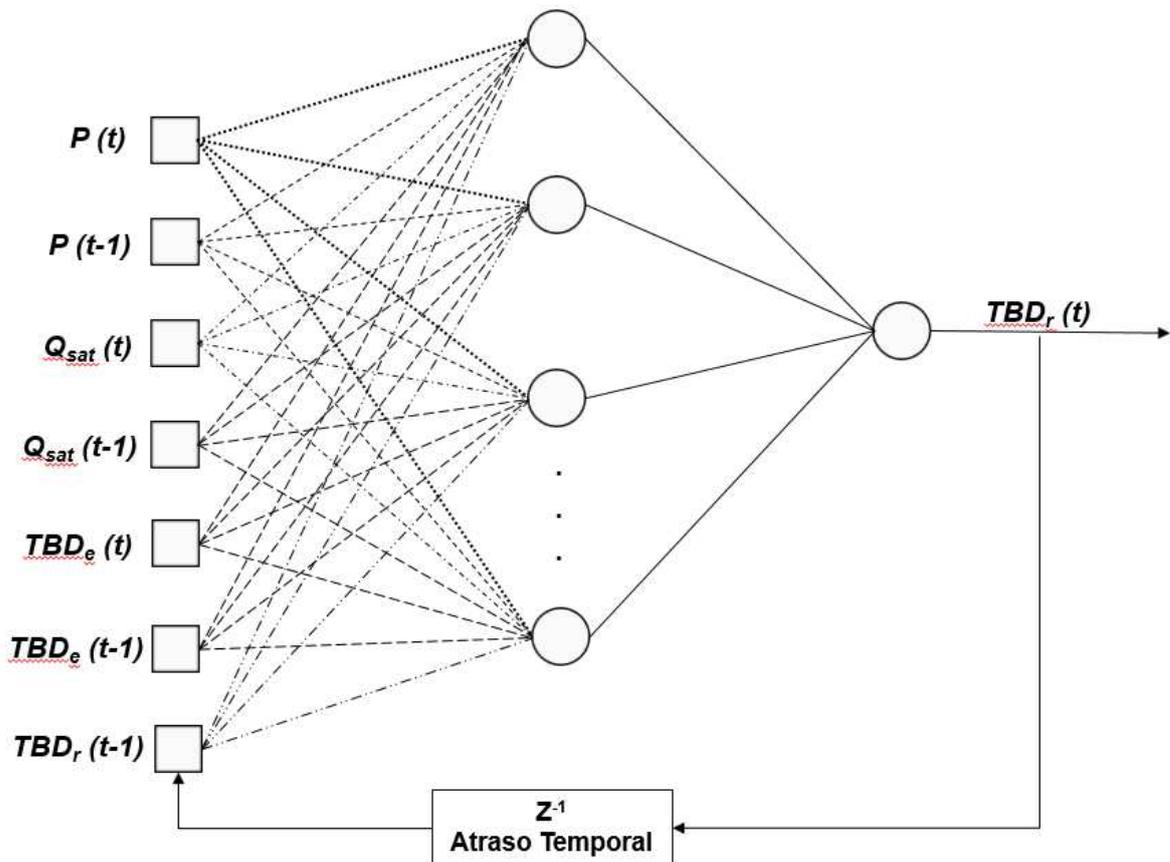
A pressão de saturação, P , a vazão de água saturada, Q_{sat} , e a turbidez de entrada da água bruta, TBD_e , corresponderam às entradas externas, enquanto a

remoção de turbidez na saída no tanque de flotação, TBD_r , correspondeu ao sinal de saída produzido pela rede e que foi retroalimentado na camada de entrada, conforme esquematizado na Figura 8. O cálculo de TBD_r foi feito por meio da Equação 6 e esta foi a variável de resposta escolhida por indicar de maneira direta a eficiência obtida pelo processo de FAD diante das condições operacionais aplicadas nos ensaios realizados.

Portanto, os modelos têm como função prever os valores da remoção de turbidez atingida na saída do flotador a partir da pressão, da vazão de água saturada, da turbidez inicial da água bruta e dos valores passados do percentual de turbidez removida calculados pela RNA.

$$TBD_r(\%) = \frac{TBD_e - TBD_f}{TBD_e} \times 100 \quad (\text{Eq. 6})$$

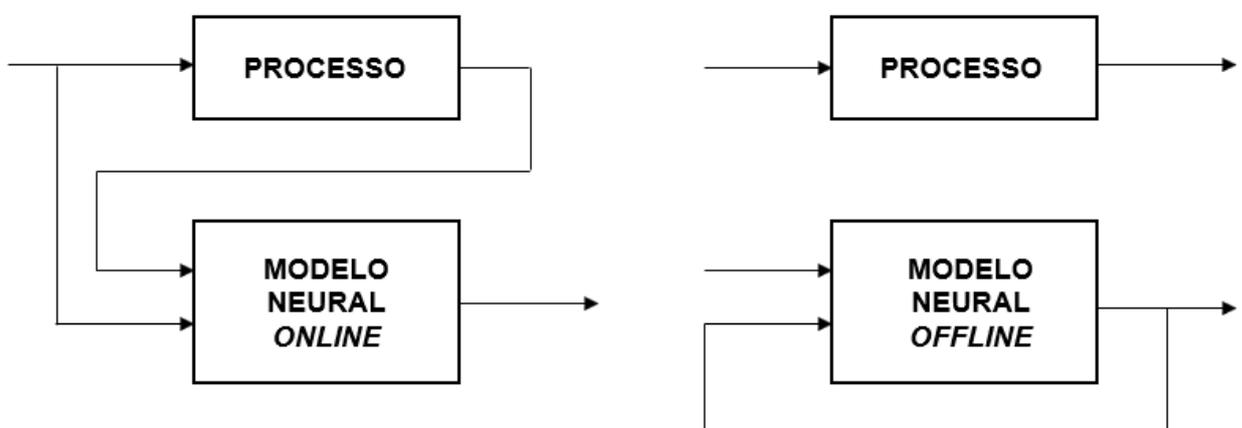
Figura 8 – Arquitetura dos modelos neurais propostos com aplicação de um *delay* nos sinais de entrada



Na Tabela 5 encontram-se listados os modelos empíricos propostos e construídos por meio de redes neurais artificiais e na Figura 9 estão representadas as configurações genéricas de funcionamento dos modelos *online* e *offline*. Neste trabalho, denomina-se como modelo *online* aquele cuja aplicação é voltada para a obtenção de um modelo que possa ser incorporado à tela de acompanhamento e controle do protótipo de FAD e, portanto, forneça a predição *online* da dinâmica da TBD_r durante a realização de um ensaio experimental. Nele, os pontos alimentados da remoção de turbidez são os valores reais da turbidez da água tratada medidos pelo turbidímetro em linha posicionado na saída do tanque de flotação, e convertidos para TBD_r por meio da Equação 6. A obtenção deste modelo é interessante para a realização de pesquisas futuras nas quais a simulação *online* da TBD_r seja necessária, como em estudos envolvendo o projeto de malhas de controle de processo.

Tabela 5 – Modelos neurais propostos

Modelo neural desenvolvido	Banco de dados utilizado	Objetivo do modelo
RNA01	BD01	Predição <i>online</i> da TBD_r
RNA02	BD02	Predição <i>online</i> da TBD_r
RNA03	BD01	Predição <i>offline</i> da TBD_r
RNA04	BD02	Predição <i>offline</i> da TBD_r

Figura 9 – Configurações dos modelos *online* e *offline*

Por outro lado, intitula-se de modelo *offline* aquele retroalimentado com os valores da remoção de turbidez de saída calculados pela própria rede neural e que tem como objetivo fornecer uma simulação do comportamento desta variável de

maneira totalmente independente da realização de um ensaio experimental, fornecidas a pressão de saturação, a vazão de água saturada e a turbidez de entrada da água bruta. Neste sentido, visando-se avaliar se o comportamento do banco de dados utilizado exerce influência no desempenho da rede criada, os modelos *online* e *offline* foram treinados com ambos os bancos de dados, BD01 e BD02.

Para as etapas de treinamento, validação e teste dos modelos empíricos propostos um código foi desenvolvido no *software* MATLAB® versão R2017b, onde as seguintes funções foram executadas:

- i. Leitura do arquivo contendo o banco de dados;
- ii. Normalização das variáveis para a faixa de -1 a 1;
- iii. Divisão do banco de dados para composição dos conjuntos de treinamento, validação e teste primário;
- iv. Criação da rede neural;
- v. Definição da quantidade de neurônios em cada camada, funções de ativação e método de treinamento;
- vi. Inicialização aleatória das matrizes de pesos e *bias*;
- vii. Treinamento, validação e teste primário da rede criada;
- viii. Desnormalização do sinal de saída calculado;
- ix. Cálculo dos parâmetros para avaliação do desempenho da etapa de treinamento;
- x. Geração dos gráficos de acompanhamento referentes à etapa de treinamento da RNA;
- xi. Testes da melhor RNA obtida durante o treinamento;
- xii. Fim do código.

Os critérios utilizados para a avaliação do desempenho das redes treinadas consistiram no cálculo do erro quadrático médio, do inglês *mean squared error*, MSE (Equação 7), e do coeficiente de correlação, R (Equação 8). O MSE nada mais é que a média da diferença quadrática entre as saídas calculadas pela RNA (*outputs*) e os valores reais da variável em questão (*targets*). Já o R consiste em uma medida do grau de correlação linear existente entre os *outputs* e os *targets*; pode assumir

valores entre -1 e 1, onde $R=0$ indica que não existe associação linear entre as variáveis analisadas.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum (y - x)^2 \quad (\text{Eq. 7})$$

$$R = \frac{n(\sum xy) - (\sum x)(\sum y)}{\sqrt{[n(\sum x^2) - (\sum x)^2][n(\sum y^2) - (\sum y)^2]}} \quad (\text{Eq. 8})$$

Após o *upload* do arquivo contendo o banco de dados já organizado em termos da quantidade de atrasos temporais aplicados aos sinais de entrada, este foi dividido sequencialmente entre os conjuntos de treinamento, validação e teste primário. Optou-se pela divisão sequencial, uma vez que por se tratar se uma rede neural onde atrasos temporais são aplicados aos sinais de entrada processados, é necessário se manter a cronologia temporal apresentada por cada *input* selecionado. Desta forma, 70% dos dados destinaram-se ao conjunto de treinamento, 15% compuseram o conjunto de validação e os outros 15% restantes foram usados para a realização de um teste primário do modelo treinado.

O estabelecimento de um conjunto de validação foi necessário para a aplicação da estratégia de parada antecipada (*early stopping*) durante o treinamento do modelo neural. Na parada antecipada, à medida que o treinamento progride o subconjunto de validação é utilizado para calcular o erro de predição. Se o erro de validação aumentar consecutivamente por x iterações, o treinamento é parado e recupera-se o último conjunto de pesos e *bias* que forneceu o melhor ajuste ao modelo neural. Este procedimento consiste em uma forma de se evitar uma condição de aprendizagem excessiva (sobreajuste, ou *overfitting*), na qual a RNA “decora” os padrões presentes no conjunto de treinamento ao invés de compreendê-los e, portanto, perde a habilidade de generalização caso apresentada a um banco de dados distinto daquele usado no treinamento (HAYKIN, 2009).

Para a determinação da topologia que resultasse em baixos valores de MSE e elevados coeficientes de correlação vários testes foram realizados. Neste sentido, diferentes topologias foram avaliadas, onde foram variados o número de atrasos aplicados nas variáveis de entrada, além da quantidade de camadas escondidas e o número de neurônios em cada uma delas.

Na etapa de treinamento, cada topologia testada foi treinada 20 vezes e a rede que resultou no menor valor de MSE e maior valor de R foi arquivada para posterior análise. Este procedimento foi adotado para garantir que diferentes matrizes de pesos e *bias* iniciais (aleatoriamente geradas no código implementado) fossem apresentadas à topologia candidata na fase de aprendizado, sendo esta uma maneira de evitar que o treinamento direcione a convergência destes parâmetros para um ponto de mínimo local na superfície de erro calculada, o que é indesejável pois compromete o grau de generalização dos resultados obtidos (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

Além disso, conforme consta nas funções executadas pelo código implementado, os sinais de entrada apresentados à rede foram normalizados para a faixa de -1 a 1. Conseqüentemente, os sinais de saída preditos precisam ser desnormalizados uma vez que os cálculos sejam finalizados. Isto se faz necessário para evitar que regiões de saturação das funções de ativação empregadas sejam atingidas e para homogeneizar o conjunto de dados com o qual a RNA trabalha, já que este é composto por variáveis que apresentam diferentes unidades e magnitudes. O código comentado utilizado nas etapas de treinamento, validação, teste primário e teste adicional se encontra no Apêndice B deste trabalho.

Ao final dos testes de topologias e da aplicação dos conjuntos de treinamento distintos (BD01 e BD02), escolheram-se os modelos neurais *online* e *offline* que apresentaram os melhores resultados em relação à etapa de treinamento e estes foram submetidos a um teste adicional.

4.4.3 Etapa de teste adicional

Com o objetivo de verificar a real capacidade de generalização e interpolação dos modelos desenvolvidos, um ensaio experimental adicional foi realizado em condições operacionais diferentes daquelas utilizadas na geração dos bancos de dados para a etapa de aprendizagem, mas com todas as variáveis dentro dos limites para os quais os modelos foram treinados.

Sendo assim, um ensaio com condições operacionais constantes em 20 NTU e 2 L/min para a alimentação de água bruta e aplicação de perturbações na pressão e na vazão de água saturada foi conduzido. Os pontos testados foram 5,5 e 6,5 bar para a pressão e 0,35 e 0,41 L/min para a vazão de água saturada.

Assim como foi feito para a etapa de treinamento, os pontos iniciais do banco de dados gerado foram descartados (eliminando a fase de *start up* da unidade de FAD) e os dados remanescentes foram apresentados às melhores redes resultantes do treinamento. O desempenho dos modelos neurais quanto à predição da remoção de turbidez promovida pelo processo de flotação por ar dissolvido frente a dados inéditos foi avaliado em termos dos parâmetros MSE e *R*.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

O comportamento dinâmico apresentado por um protótipo experimental de flotação por ar dissolvido, operado no modo de recirculação pressurizada e em malha aberta para a turbidez alcançada ao final do processo de flotação, foi empiricamente modelado por meio de redes neurais artificiais, técnica pertencente ao campo de estudo da ciência denominado de Inteligência Artificial. Para isso, ensaios foram realizados para a geração de um banco de dados e para que a influência de duas variáveis físicas do processo, a pressão de saturação e a fração de reciclo, fosse avaliada.

5.1 Busca por condições operacionais que promovessem flotação efetiva

5.1.1 Padronização do tratamento químico inicial

A determinação das vazões de químicos capazes de promover a coagulação e floculação de uma suspensão de terra vermelha em água com 20 NTU de turbidez e alimentação de 2 L/min foi feita por meio de *jar tests*. Na Tabela 6 constam os resultados obtidos quando se variaram os volumes de aluminato de sódio 2% (v/v) e Tanfloc SG[®] 5% (v/v) adicionados em seis jarros contendo 500 mL da água bruta sintética.

Conforme destacado na Tabela 6, os jarros que apresentaram maior remoção de turbidez corresponderam ao número 5 na primeira bateria de testes, quando se adicionaram volumes fixos de aluminato de sódio e volumes variados de Tanfloc SG[®] em cada recipiente; e ao jarro de número 3 na segunda bateria, quando o inverso foi feito. Desta forma, estabeleceu-se que 1,3 mL de aluminato de sódio 2% (v/v) e 2,5 mL de Tanfloc SG[®] 5% (v/v) são as dosagens ótimas para promover a coagulação e floculação de 500 mL de água bruta com 20 NTU, proporcionando uma remoção de turbidez de cerca de 90%.

Sabendo-se que em todos os ensaios realizados na unidade de FAD a alimentação de água bruta sintética foi feita na taxa de 2 L/min, tem-se que 5 mL/min e 10 mL/min são as vazões necessárias dos agentes coagulante e floculante, respectivamente, para tratar a vazão em questão e estes foram os valores aplicados nas corridas experimentais efetuadas.

O acompanhamento do pH no *jar test* se faz extremamente necessário, já que esta é uma variável que exerce grande influência na eficiência das etapas de coagulação e floculação. Observou-se que as dosagens ótimas dos agentes coagulante e floculante resultaram em um pH de floculação em torno de 8,4 e durante os ensaios o constante monitoramento desta variável por meio de um pHmetro portátil mostrou que o pH se manteve em torno deste valor. Nos trabalhos de Fonseca (2017) e Silvestre (2018) faixas de pH similares foram alcançadas, corroborando os resultados obtidos pelo *jar test*.

Tabela 6 – Resultados do *jar test* para a turbidez inicial de 20 NTU

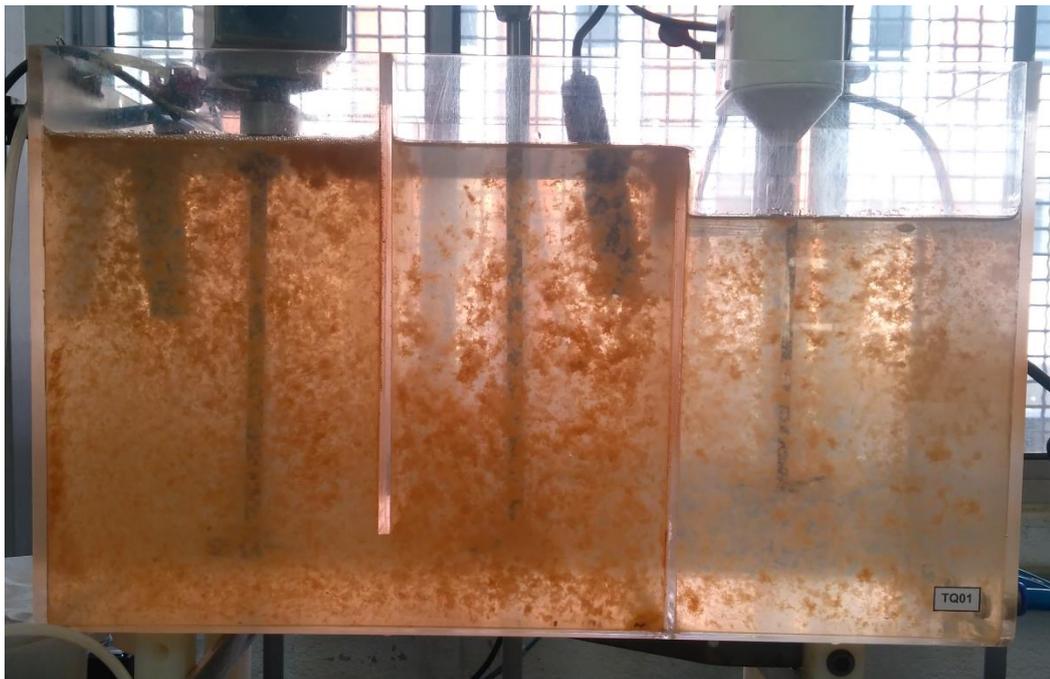
Bateria 1: variação nos volumes de Tanfloc SG® 5% (v/v)						
Volume dos jarros (mL): 500						
Turbidez inicial (NTU): 20,50						
pH inicial: 8,5						
Características	Jarros					
	1	2	3	4	5	6
Aluminato de sódio 2% v/v (mL)	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0	1,0
Tanfloc SG® 5% v/v (mL)	0,5	1,0	1,5	2,0	2,5	3,0
pH (coagulação)	9,1	9,1	9,2	9,2	9,2	9,2
pH (floculação)	8,8	8,8	8,7	8,6	8,5	8,5
Turbidez final (NTU)	13,70	7,35	5,30	4,93	3,60	4,30
Remoção de turbidez (%)	33,17	64,15	74,15	75,95	82,44	79,02
Bateria 2: variação nos volumes de Aluminato de Sódio 2% (v/v)						
Volume dos jarros (mL): 500						
Turbidez inicial (NTU): 22,30						
pH inicial: 8,4						
Características	Jarros					
	1	2	3	4	5	6
Aluminato de sódio 2% v/v (mL)	0,7	1,0	1,3	1,6	1,9	2,2
Tanfloc SG® 5% v/v (mL)	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5
pH (coagulação)	8,4	8,5	8,6	8,6	8,8	8,9
pH (floculação)	8,0	8,1	8,3	8,3	8,4	8,4
Turbidez final (NTU)	3,30	2,78	2,11	2,51	3,32	4,03
Remoção de turbidez (%)	85,20	87,53	90,54	88,74	85,11	81,93

Em todas as corridas experimentais efetuadas a etapa de coagulação e floculação foi efetiva, de modo que o pH manteve-se na faixa desejada, as agitações aplicadas foram suficientes para promover a mistura dos químicos e a formação de flocos com maiores diâmetros (sem no entanto quebrá-los), e em nenhum momento houve sedimentação em qualquer das três seções do floculador.

A Figura 10 corresponde à vista frontal do tanque de floculação durante a realização de um dos ensaios. É possível perceber que ao longo das três seções

houve uma remoção gradativa da cor da água em tratamento, além do crescente aumento de tamanho dos flocos formados, indicando que as vazões e concentrações dos compostos químicos aplicadas foram adequadas para promover a coagulação e floculação das impurezas presentes na água bruta, dada a turbidez de entrada especificada (20 NTU).

Figura 10 – Vista frontal do tanque de floculação durante a realização de um ensaio



Como os parâmetros referentes ao tratamento químico foram mantidos fixos e constantes em todos os ensaios realizados, assegurou-se a eficiência desta etapa, restando à flotação em si garantir a remoção final do material floculado por meio da combinação correta da pressão de saturação e da vazão de água saturada empregadas em cada experimento.

5.1.2 Análise qualitativa da influência da pressão de saturação e da fração de reciclo na TBD_f

Uma vez padronizado o tratamento químico inicial aplicado na unidade de FAD, uma série de dezesseis ensaios foi realizada para a determinação das condições operacionais que promovessem a efetiva flotação da água bruta previamente coagulada. Na Tabela 7 encontra-se uma relação das condições

operacionais empregadas em todos os ensaios realizados, assim como as respectivas porcentagens de remoção de turbidez alcançada após a flotação e após a passagem da água pelo filtro de areia (calculadas por meio da Equação 6), para o caso dos ensaios preliminares nos quais permitiu-se que a TBD_f alcançasse um regime permanente.

Tabela 7 – Relação dos ensaios experimentais realizados no protótipo de FAD

Ensaio	Pressão (bar)	Fração de reciclo (%)	Vazão de água saturada (L/min)	TBD_f após a flotação (%)	TBD_f após o filtro de areia (%)
1	6	16	0,32	-	-
2	6	22	0,44	80,87	94,78
3	5	13	0,26	-	-
4	7	16	0,32	77,02	91,45
5	4	22	0,44	-	-
6	5	19	0,38	-	-
7	7	19	0,38	79,86	91,90
8	6	13	0,26	-	-
9	4	19	0,38	-	-
10	7	13	0,26	-	-
11	5	22	0,44	64,66	93,88
12	6	19	0,38	77,04	94,79
13	4	16	0,32	-	-
14	7	22	0,44	82,15	93,60
15	5	16	0,32	-	-
16	4	13	0,26	-	-
17	5, 6, 7	22	0,44	n.a.	n.a.
18	5, 6, 7	19	0,38	n.a.	n.a.
19	6	16, 19, 22	0,32, 0,38, 0,44	n.a.	n.a.
20	7	16, 19, 22	0,32, 0,38, 0,44	n.a.	n.a.

n.a. = não se aplica.

Os Ensaios de 1 a 16 referem-se àqueles preliminares, onde todas as condições operacionais foram mantidas constantes, e dentre eles apenas seis resultaram em flotação efetiva da água bruta previamente coagulada. De acordo com a disposição na Tabela 7, estes corresponderam aos Ensaios 2, 4, 7, 11, 12 e 14. Nos outros dez ensaios houve o descumprimento de pelo menos um dos critérios de desempenho listados na seção de Materiais e Métodos deste trabalho e, portanto, eles foram considerados inválidos.

De um modo geral, observou-se que baixas pressões de saturação (4 e 5 bar) e baixas frações de reciclo (13 e 16%), combinadas ou não, constituem uma condição operacional desfavorável para a promoção do fenômeno de flotação do material particulado na unidade em estudo. Ambas as situações contribuem para a

redução da quantidade de microbolhas injetadas na zona de contato do tanque flotação e, conseqüentemente, se os agentes promotores da flotação não estão em concentração suficiente, a formação dos aglomerados de flocos e bolhas será ineficiente e a tendência é que ocorra a sedimentação dos flocos formados, fenômeno contrário à composição da camada de material flotado na superfície do tanque.

Na Figura 11 é possível visualizar o aspecto do tanque de flotação durante o Ensaio 1, onde não ocorreu flotação efetiva. Nota-se que houve sedimentação ao longo de toda a zona de separação, assim como em pontos da zona de contato, o que impediu a formação de uma camada espessa de material flotado na superfície do tanque. Verifica-se que a combinação de P e FR aplicadas neste ensaio (6 bar, 16% de fração de reciclo, 0,32 L/min de água saturada) produziu uma quantidade de microbolhas que impediu a ocorrência de sedimentação intensa já na zona de contato do flotador, mas a concentração de bolhas geradas não foi suficiente para manter o estado de flutuação dos agregados formados, já que os flocos passaram a sedimentar ao alcançarem a zona de separação deste tanque.

Figura 11 – Aspecto visual (a) frontal e (b) superior do tanque de flotação durante um ensaio onde não houve flotação efetiva (Ensaio 1)



Observando-se as condições operacionais dos Ensaio 5 e 9 nota-se que não se justifica trabalhar com elevadas frações de reciclo, se a pressão do ar comprimido alimentado no vaso de saturação não for suficientemente alta para promover a dissolução efetiva do ar na água recirculada. De acordo com Edzwald (1995), a Lei de Henry pode ser usada para calcular a concentração mássica de equilíbrio da quantidade de ar dissolvido na água saturada que deixa o vaso de pressão. A

Equação 9 consiste em uma das formas da Lei de Henry, quando se considera que o ar é um único gás ideal:

$$C_{sat} = \frac{f * P}{H_{ar}} \quad (\text{Eq. 9})$$

Portanto, tem-se que a pressão é diretamente proporcional à quantidade de ar dissolvido na corrente de reciclo. Além disso, Edzwald (1995) também ressalta que o diâmetro das microbolhas formadas no processo de nucleação é inversamente proporcional à pressão de saturação empregada, onde núcleos menores são formados quando a queda de pressão imposta é elevada, sendo este um resultado desejado, já que quanto menor o tamanho das bolhas, maior é a área de contato disponível para o fenômeno de colisão e adesão com os flocos formados. Estes dois apontamentos teóricos indicam que pressões elevadas contribuem para uma maior dissolução do oxigênio e do nitrogênio (composição majoritária do ar) na água tratada reciclada, além de contribuir para a formação de microbolhas com menores diâmetros, o que aumenta a eficiência dos processos de colisão e adesão com as impurezas presentes na água em tratamento.

É verdade que o aumento indiscriminado da pressão de saturação não é uma prática recomendada, uma vez que a partir de determinado ponto não é percebida uma diminuição significativa no tamanho das microbolhas geradas e apenas se aumenta o gasto energético associado à etapa de pressurização do vaso saturador (EDZWALD, 1995). Entretanto, os pontos discutidos corroboram as observações feitas quanto às pressões aplicadas na saturação da corrente de reciclo.

De maneira análoga, analisando-se os Ensaio 8 e 10 nota-se que não há retorno em se trabalhar com altas pressões durante o processo de saturação, caso a vazão de água saturada injetada na zona de contato do tanque de flotação seja pequena. O emprego de baixas frações de reciclo resulta em uma menor vazão de água saturada passando pela válvula agulha e, conseqüentemente, a quantidade de microbolhas geradas no processo de despressurização (por mais que estas possuam um tamanho adequado devido à pressão aplicada) será menor, acarretando em baixas concentrações de microbolhas na primeira seção do flotador, a zona de contato.

Segundo Edzwald (2010), é extremamente importante que o volume de bolhas presentes na zona de contato do tanque de flotação exceda o volume de material particulado advindo da etapa de tratamento químico. Isto é necessário para garantir que a quantidade de bolhas injetadas neste tanque seja suficiente para que os agregados formados possuam densidade relativa menor que a da água e, portanto, consigam flutuar até a superfície do flotador, além de manter-se na camada de flotado que tende a se formar com o passar do tempo.

Sendo assim, percebe-se que o sucesso da flotação por ar dissolvido é intimamente dependente de uma boa condição de formação e injeção de microbolhas na zona de contato do tanque de flotação. O próprio nome do modelo fenomenológico conceitual elaborado por Edzwald e Haarhoff (2011) e amplamente citado em vários *handbooks* para tratamento de água, o *White Water Bubble-Blanket Model*, indica que uma formação adequada de bolhas resulta em uma condição com aspecto visual leitoso, como um “cobertor” de bolhas ascendendo no flotador.

Por meio da Figura 12 é possível fazer uma comparação visual entre a condição de formação e injeção de bolhas na zona de contato nos Ensaio 1 e 12. Nota-se que a concentração de microbolhas presente no Ensaio 12, no qual uma pressão e uma fração de reciclo elevadas foram utilizadas, é visualmente superior àquela obtida em 1, sendo este um dos ensaios onde não houve flotação efetiva. Além disso, é possível perceber que na segunda imagem as microbolhas formadas mantêm-se estáveis e não eclodem ao atingir a superfície do tanque. Esta característica é extremamente importante e necessária, uma vez que os agregados formados precisam manter-se estáveis após o processo de ascensão. Caso isso não aconteça e as microbolhas estourem, a densidade relativa do agregado aumenta e este fica susceptível à sedimentação, mesmo após a flutuação já ter ocorrido e ter sido efetiva.

Com relação aos ensaios onde se verificou flotação efetiva, observou-se que em todos eles houve uma pequena sedimentação no início da zona de separação apenas nos momentos iniciais do ensaio, quando os valores das variáveis operacionais estavam sendo inseridos no programa de operação e a dinâmica do processo estava inicializando-se. Passado este momento, a sedimentação cessou e houve a formação de uma espessa camada de material flotado com o passar do tempo. A Figura 13 corresponde ao estado do tanque de flotação durante a realização do Ensaio 12.

Figura 12 – Aspecto visual da formação de microbolhas na zona de contato do tanque de flotação durante (a) o Ensaio 1 e (b) o Ensaio 12

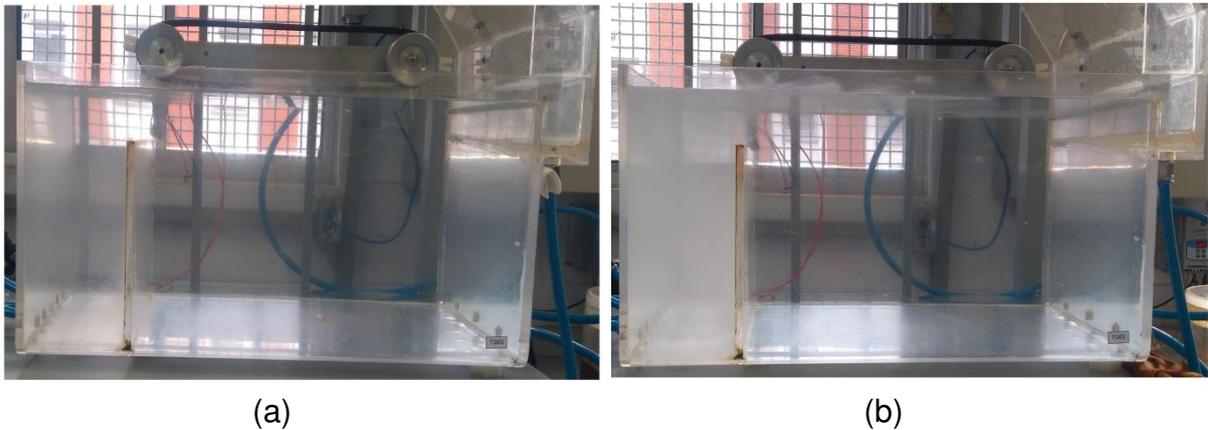


Figura 13 – Aspecto visual (a) frontal e (b) superior do tanque de flotação durante um ensaio onde houve flotação efetiva (Ensaio 12)



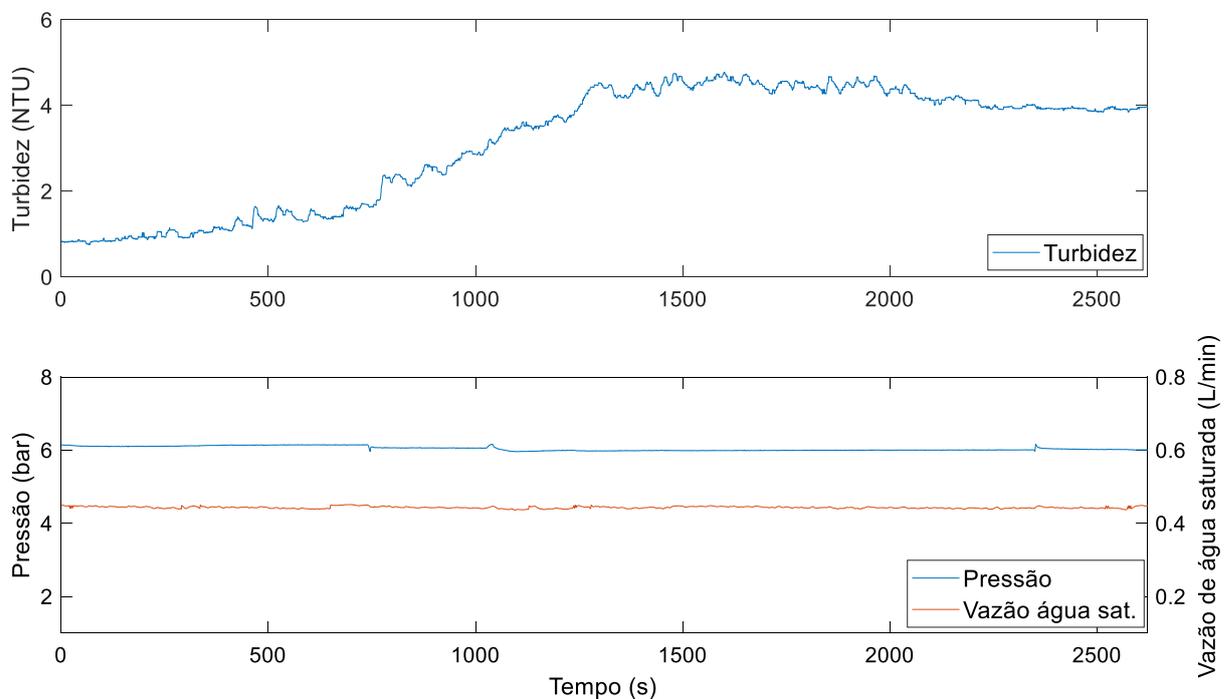
Nos ensaios preliminares, todas as condições operacionais foram mantidas constantes, enquanto observou-se o comportamento da turbidez medida na saída do tanque de flotação por meio de um turbidímetro em linha. Os gráficos presentes na Figura 14 retratam a dinâmica da TBD_f observada no Ensaio 02, assim como evidenciam a constância da pressão de saturação (6 bar) e da vazão de água saturada (0,44 L/min, correspondente a 22% de fração de reciclo) durante todo o ensaio.

Como a partida de todos os experimentos foi feita com o tanque de flotação totalmente preenchido com água limpa, o início de cada ensaio foi marcado pela remoção gradativa desta água e pela alimentação das zonas de contato e de separação com a água bruta coagulada advinda da etapa de tratamento químico

inicial. De acordo com a Figura 14, este estágio correspondeu aos primeiros 20 minutos (1200 segundos) de ensaio.

Em seguida, observa-se que a turbidez atinge um valor máximo, mas logo decresce continuamente até alcançar o regime permanente referente às condições operacionais empregadas. Este comportamento é explicado pela ocorrência de uma leve sedimentação no início do ensaio, quando o sistema ainda está se estabilizando após a inserção dos valores de todos os parâmetros de operação no programa de acompanhamento implementado no Simulink. Como a tomada de medição do turbidímetro em linha se encontra na parte inferior do tanque de flotação, o depósito inicial de alguns flocos acaba sendo mensurado e promove o aumento observado na turbidez, mas logo este processo cessa e a turbidez real da água tratada passa a ser captada. Ao se atingir o regime permanente, estado verificado decorridos cerca de 35 minutos após o início do ensaio, o experimento foi finalizado.

Figura 14 – Comportamento da turbidez após a flotação, pressão de saturação e vazão de água saturada ao longo do Ensaio 02



Nota-se a presença de ruído de baixa intensidade nas medições da pressão e da vazão de água saturada fornecidas pelos sensores instalados no protótipo, sendo possível manter estes parâmetros em valores muito próximos, ou até iguais,

daqueles desejados durante os ensaios. O comportamento da turbidez mostrou-se um pouco mais ruidoso, devido à eventual captação de flocos ou partículas não flotadas pela tomada de medição do turbidímetro em linha. Como o tanque de flotação não possui um sistema para remoção de qualquer material sedimentado, flocos depositados acabam passando pelo medidor de turbidez o que causa o aparecimento de pequenos picos nas medidas realizadas. Isso ocorre mesmo com a atuação do filtro digital no sinal medido desta variável, já que ele é capaz de remover apenas ruídos com amplitudes elevadas.

Ao se analisar as condições operacionais em quatro dos ensaios onde a unidade de flotação por ar dissolvido foi eficiente, Ensaios 2, 7, 12 e 14, percebe-se que estas foram combinações entre os pontos de 6 e 7 bar para a pressão e entre os pontos de 19% e 22% de fração de reciclo. Nos outros dois ensaios onde houve flotação, Ensaios 4 e 11, um resultado interessante foi observado. Nestes ensaios, o sistema foi capaz de promover flotação quando uma das variáveis se encontrava no valor máximo da faixa testada neste trabalho, enquanto aplicou-se um valor mediano para a outra variável de operação.

Anteriormente chamou-se atenção para os ensaios nos quais pressões iguais a 4 bar e frações de reciclo de 13% foram empregadas, onde não houve flotação efetiva mesmo que elevadas pressões (6 e 7 bar) ou elevadas frações de reciclo (19 e 22%) fossem aplicadas em conjunto. Portanto, nota-se que existe um limite inferior para as variáveis analisadas a partir do qual o protótipo em estudo é capaz de realizar com eficiência o processo de ascensão e flutuação do material particulado indesejado, sendo ele igual a 5 bar para a pressão e 16% para a fração de reciclo (dada uma vazão de alimentação igual a 2 L/min).

Portanto, a observação desta situação é um indicativo de que não há a necessidade de se forçar a unidade de FAD a trabalhar em condições extremas para a pressão ou a fração de reciclo, apenas para que faixas menores da segunda variável sejam utilizadas. É possível ajustar os valores do par (P, FR) de modo que medidas intermediárias sejam empregadas e ainda assim flotação efetiva seja observada. Uma investigação mais completa envolvendo análises econômicas referentes aos gastos de operação associados às condições citadas seria necessária para chegar-se a uma conclusão final sobre esta questão, mas a discussão levantada (mesmo que qualitativa) evidencia a importância da escolha

correta da pressão de saturação e da fração de reciclo empregadas em cada corrida experimental realizada na unidade de FAD.

5.1.3 Análise quantitativa da influência da pressão de saturação e da fração de reciclo na remoção de turbidez

A influência que a pressão de saturação e a fração de reciclo exercem sobre a eficiência do processo de flotação por ar dissolvido é um tópico recorrente nos trabalhos desenvolvidos nesta área de pesquisa. No presente trabalho, uma análise qualitativa referente ao efeito destes parâmetros na turbidez final atingida pela água tratada no tanque de flotação foi apresentada na seção anterior.

Com os resultados obtidos nos ensaios onde as condições operacionais foram mantidas constantes durante todo o tempo, fez-se uma análise estatística preliminar, com o intuito de se confirmar quantitativamente a influência dos parâmetros físicos P e Q_{sat} na operação do protótipo de FAD do LCAP/FEQ/UNICAMP.

Para que os dados gerados pudessem se enquadrar em um esquema de planejamento fatorial de dois níveis (2^2), levou-se em consideração os ensaios nos quais 6 e 7 bar foram as pressões usadas e 0,38 e 0,44 L/min foram as vazões de água saturada injetadas na zona de contato do flotor. Esta configuração foi escolhida de acordo com os dados disponíveis, devido a sua simplicidade e levando-se em conta o desejo de realizar apenas uma investigação estatística preliminar dos efeitos de P e Q_{sat} para o mesmo nível de turbidez de entrada e de vazão da água bruta alimentada no protótipo.

Como todos os ensaios foram realizados para um único nível de turbidez de entrada, sendo ele 20 NTU, esta variável não foi considerada como um fator na análise estatística realizada. Entretanto, para que a sua influência não fosse desprezada, determinou-se a remoção de turbidez, TBD_r , como sendo a variável de resposta analisada. O cálculo de TBD_r foi feito por meio da Equação 6, onde aplicaram-se os valores médios da turbidez de entrada e de saída observados em cada ensaio considerado.

De acordo com Barros Neto, Scarminio e Bruns (2002) em um planejamento fatorial completo onde não há ponto central, os ensaios devem ser realizados em duplicata para tornar possível o cálculo do erro experimental. Desta forma, os

ensaios 2, 7, 12 e 14 foram repetidos e na Tabela 8 encontram-se listados os resultados obtidos nas duplicatas realizadas. Por meio do *software* Statística® fez-se o cálculo do efeito de cada variável em relação à remoção de turbidez, o cálculo do desvio padrão, do p-valor, do t de Student e a significância das variáveis envolvidas foi determinada com 95% de confiança, conforme disposto na Tabela 9.

Tabela 8 – Ensaios em duplicata conduzidos para a realização da análise estatística

Ensaio	Pressão (bar)	Fração de reciclo (%)	Vazão de água saturada (L/min)	TBD _R após a flotação (%)	TBD _R após o filtro de areia (%)
2 *	6	22	0,44	81,47	92,65
7 *	7	19	0,38	81,24	93,15
12 *	6	19	0,38	78,95	91,38
14 *	7	22	0,44	83,51	92,49

* duplicata.

Antes de prosseguir com a análise, é preciso determinar se os efeitos calculados são significativos ou não. Na análise realizada, considerou-se que a porcentagem de probabilidade de que o valor do efeito calculado esteja dentro do intervalo de confiança considerado é igual a 95%. Sendo assim, existe uma probabilidade igual a 5% de que a relação entre a P e a Q_{sat} seja somente devido ao acaso. Neste sentido, o p-valor indica qual é o erro envolvido no ato de se aceitar o valor observado como válido e para a análise em questão ele deve ser menor que 0,05.

Tabela 9 – Matriz de efeitos para 95% de confiança

Fator	Efeito	Erro puro padrão	t de Student (4)	p-valor	Limite inferior do intervalo de confiança	Limite superior do intervalo de confiança
P	2,12	0,69	3,06	0,038	0,19	4,04
Q_{sat}	2,70	0,69	3,89	0,018	0,77	4,62
$P \times Q_{sat}$	-0,45	0,69	-0,65	0,554	-2,37	1,48

Portanto, provou-se que tanto a pressão de saturação quanto a vazão de água saturada são variáveis que exercem efeitos significativos na remoção de turbidez promovida pelo processo de flotação por ar dissolvido, já que o p-valor calculado para ambas foi menor que 0,05. Tem-se que TBD_r aumenta cerca de $2,12 \pm 0,69\%$ quando a pressão é elevada de 6 para 7 bar, assim como a TBD_r também

se eleva em média $2,70 \pm 0,69\%$ quando a vazão de água saturada passa de 0,38 para 0,44 L/min. Estes resultados estão de acordo com as observações qualitativas discutidas na seção anterior deste trabalho e com a teoria descrita na literatura especializada (EDZWALD, 1995; EDZWALD, 2010; EDZWALD, HAARHOFF, 2011).

Esta confirmação é bastante relevante uma vez que no trabalho de Silvestre (2018), variáveis físicas associadas à operação da unidade de FAD, como P e Q_{sat} , não se mostraram significativas na análise estatística realizada pela autora. Isto ocorreu devido à forte influência apresentada por parâmetros associados ao tratamento químico inicial (como as vazões dos agentes coagulantes e floculantes), pois no planejamento experimental aplicado as condições das etapas de coagulação e floculação também foram variadas.

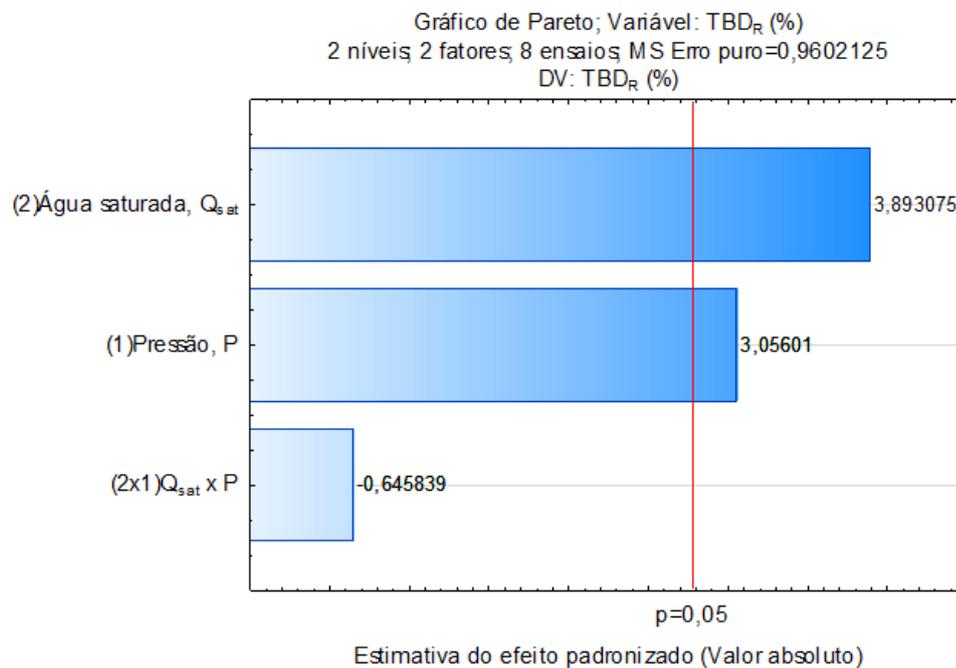
Silvestre (2018) ainda ressalta a necessidade de observações nas quais apenas o efeito dos parâmetros relativos à operação da unidade de FAD seja observado, conforme foi conduzido no presente trabalho. Mesmo que a investigação aqui apresentada possua caráter preliminar, os resultados obtidos comprovaram quantitativamente que existe relação estatística entre a pressão aplicada ao vaso saturador e a vazão de microbolhas injetada na zona de contato do flotador, o que faz bastante sentido em termos de processo.

O gráfico de Pareto ilustrado na Figura 15 auxilia na visualização da magnitude e da relevância dos efeitos apresentados pelos fatores em estudo. Nele observam-se os valores do t de Student calculado para cada efeito, parâmetro que testa a hipótese de que o efeito não é significativo. A linha em vermelho demarca o ponto a partir do qual há significância estatística e esta depende do nível de confiança adotado para a análise; no presente caso tem-se 95% de confiança com $p=0,05$.

O eixo das abscissas corresponde aos valores de t calculados. Quando o fator apresenta t de Student superior àquele tabelado na literatura (tabelas de distribuição t de Student), tem-se que o efeito é significativo. Pela análise da Figura 15, confirma-se a significância dos efeitos de P e Q_{sat} na TBD_r , e fica evidenciado que a vazão de água saturada exerce maior influência no desempenho da unidade de FAD que a pressão de saturação.

Além disso, observa-se que o efeito de interação $P \times Q_{sat}$ existe, mas não é significativo, indicando que a variação conjunta dos fatores é desprezível quanto ao aumento ou diminuição da remoção de turbidez atingida.

Figura 15 – Gráfico de Pareto



Segundo Barros Neto, Scarminio e Bruns (2002), quando o efeito de interação entre os fatores analisados não se prova significativo, os efeitos principais de cada variável podem ser interpretados separadamente. Portanto, as conclusões em separado para cada fator são válidas. Isto significa que o aumento observado na TBD_r quando se eleva a pressão de saturação de 6 para 7 bar independe do nível no qual a vazão de água saturada se encontra. Este resultado está de acordo com a metodologia aplicada nos ensaios experimentais onde perturbações foram realizadas em P e Q_{sat} , uma vez que uma variável sempre foi mantida constante enquanto a outra foi perturbada; em nenhum momento empregaram-se perturbações conjuntas em ambas as variáveis estudadas.

5.2 Comportamento dinâmico dos ensaios com perturbações aplicadas na pressão e na fração de reciclo

Por meio dos dezesseis ensaios preliminares realizados foi possível fazer uma análise prévia da influência que a vazão de água saturada e a pressão de saturação exercem sobre o valor final da turbidez na saída do tanque de flotação,

mantidos constantes todos os outros parâmetros envolvidos na operação do protótipo de FAD.

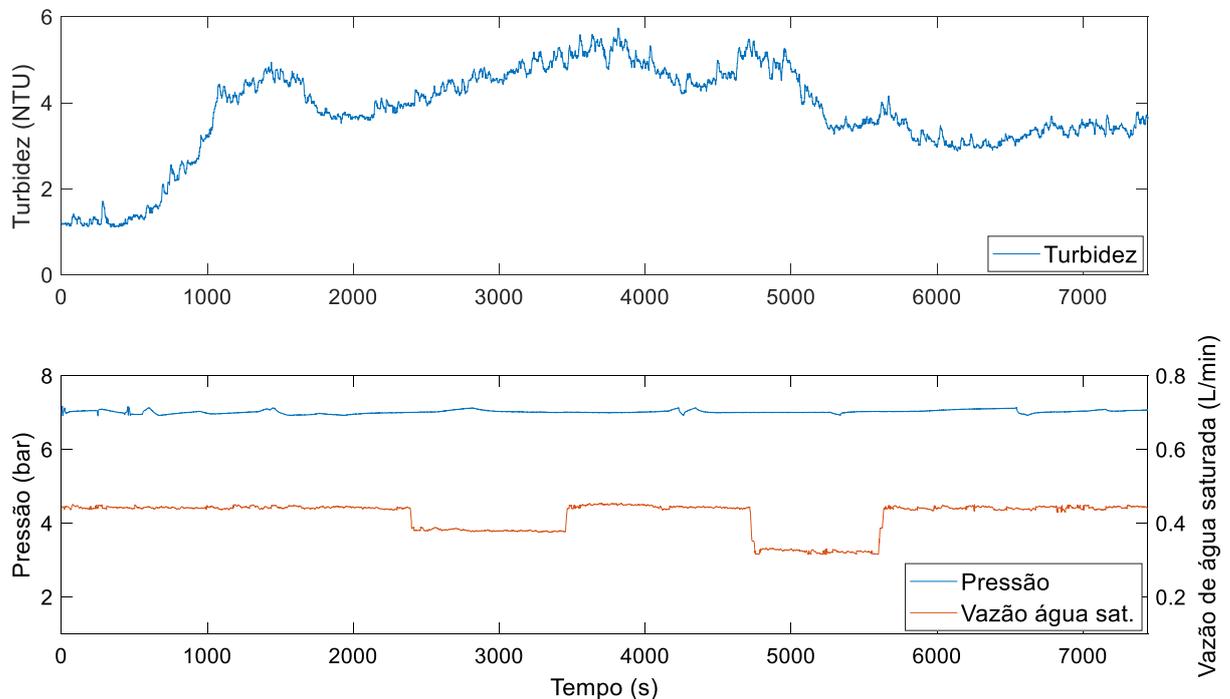
Além disso, esta etapa foi primordial para a determinação da região operacional onde flotação efetiva foi observada, para que as condições operacionais dos ensaios com aplicação de perturbações em P e Q_{sat} pudessem ser especificadas. O estudo e modelagem da dinâmica da remoção de turbidez apresentada pelo sistema de FAD só é válida se os ensaios forem eficientes quanto aos fenômenos de colisão, adesão e suspensão de bolhas, flocos e agregados, por isso a necessidade de realização dos ensaios preliminares.

Diante do que foi observado durante a busca pelas condições operacionais adequadas, combinações de pressões entre 5 e 7 bar com frações de reciclo entre 16 e 22% provaram-se apropriadas para uso no protótipo em estudo. Sendo assim, estes foram os pontos escolhidos para composição dos ensaios com perturbações, conforme disposto na Tabela 7 (Ensaio 17, 18, 19 e 20). A pressão e a vazão de água saturada foram avaliadas em três níveis distintos e, enquanto uma variável foi mantida constante, aplicaram-se perturbações na outra, de modo a se obter um comportamento dinâmico quanto à turbidez medida na saída do tanque de flotação.

A Figura 16 é um exemplo da dinâmica obtida, quando perturbações na vazão de água saturada, e conseqüentemente na fração de reciclo, foram aplicadas. Os gráficos presentes nesta figura referem-se ao Ensaio 20, no qual a pressão de saturação foi mantida em 7 bar e a vazão de água saturada foi alterada por meio de modificações na abertura da válvula agulha. Assim como discutido anteriormente, os minutos iniciais do ensaio são dedicados à estabilização do protótipo de FAD e à troca da água limpa presente no flotador pela suspensão coagulada advinda do tanque de floculação.

Decorridos cerca de 35 minutos (2100 segundos), a turbidez atingiu o regime permanente para as condições utilizadas na inicialização do ensaio, ou seja, 7 bar e 0,44 L/min (22% FR) de água saturada sendo injetada na zona de contato do flotador. Neste momento, aplicou-se a primeira perturbação no sistema, diminuindo-se Q_{sat} para 0,38 L/min ($FR = 19\%$). Feito isso, aguardou-se até que a dinâmica da turbidez se alterasse e uma nova perturbação foi aplicada antes que o sistema entrasse em um novo regime permanente. Este procedimento geral foi repetido nos quatro ensaios com perturbações.

Figura 16 – Comportamento da turbidez final, pressão de saturação e vazão de água saturada ao longo do Ensaio 20



Analisando-se a Figura 16 nota-se que o sistema apresentou um tempo de resposta considerável frente a uma mudança em suas condições operacionais, ou seja, a alteração no comportamento dinâmico da turbidez não foi instantânea após a aplicação de um degrau na vazão de água saturada. Esta característica já havia sido observada por Fonseca (2017), quando o autor realizou ensaios com perturbações no mesmo protótipo, visando-se a identificação do sistema para a aplicação de estratégias de controle inteligente no mesmo.

Quando Q_{sat} foi reduzida de 0,44 para 0,38 L/min aos 40 minutos de ensaio, a turbidez de saída foi gradativamente aumentando, resultado condizente com o esperado uma vez que a diminuição na vazão de água saturada é sinônimo de redução da concentração de microbolhas injetadas na zona de contato do flutuador. O aumento progressivo na turbidez continuou por cerca de 17 minutos (tempo de duração do degrau aplicado), quando a vazão de água saturada foi novamente alterada para 0,44 L/min. Após 10 minutos nesta nova condição operacional, observou-se o início da redução gradativa da turbidez final. Sendo assim, este ensaio comprova os aspectos anteriormente discutidos com relação à influência da fração de reciclo na dinâmica da turbidez, uma vez que todas as reduções na vazão

de água saturada foram seguidas de aumentos progressivos no valor da turbidez. O inverso também foi observado, já que aumentos em Q_{sat} resultaram na diminuição da turbidez medida na saída do tanque de flotação.

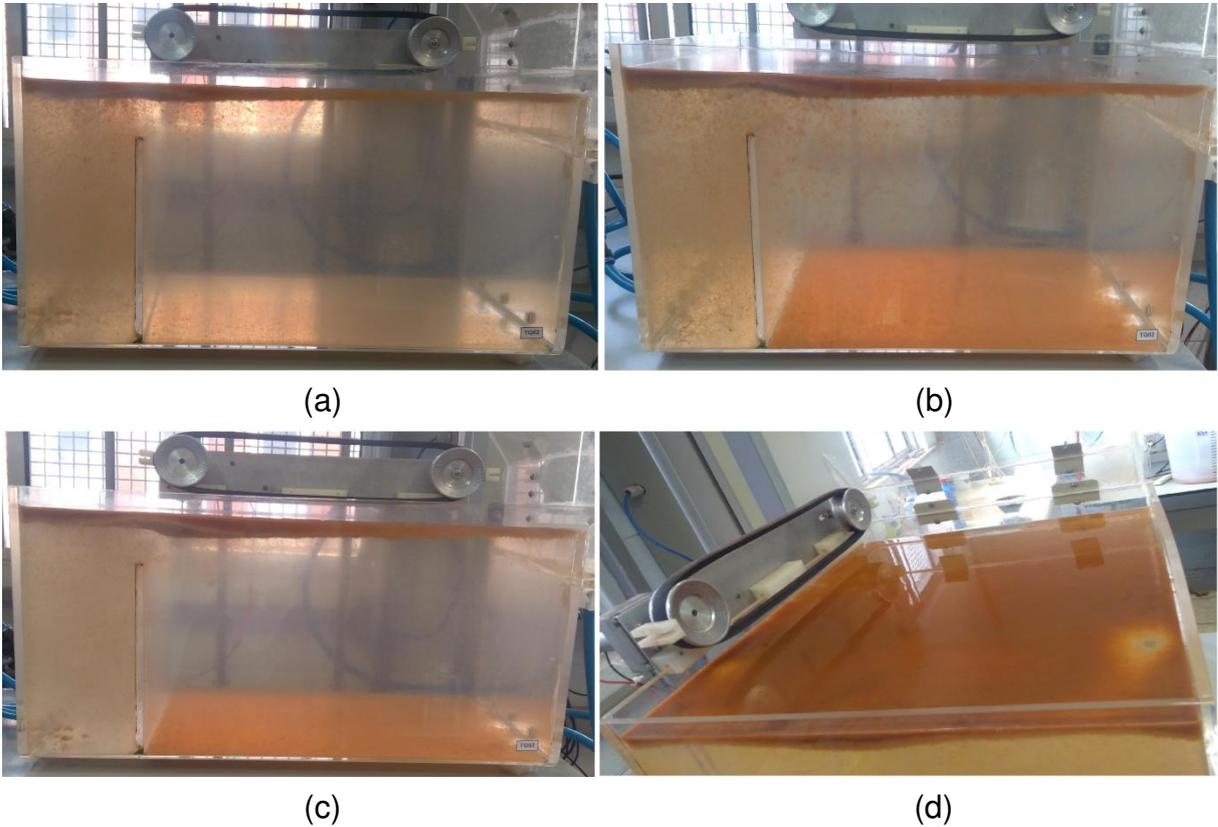
É importante ressaltar que este elevado tempo de resposta por parte da turbidez de saída é percebido quando uma avaliação global da dinâmica do processo é feita. Por outro lado, uma análise mais localizada em determinados pontos da série temporal da TBD_f indica a existência de variações significativas nesta variável em curtos espaços de tempo, devido ao ruído associado à medição realizada pelo turbidímetro em linha. Para fins de processo, o comportamento global apresentado pela unidade é aquele de interesse, entretanto, a dinâmica localizada também deve ser levada em consideração na etapa de modelagem empírica do protótipo de FAD.

Tomando como referência a dinâmica da turbidez de saída ao atingir o regime permanente referente às condições utilizadas para se iniciar o ensaio, observou-se pela Figura 16 que a medida desta variável se tornou mais oscilatória com o passar do tempo. Este fato é explicado pela ocorrência de uma leve sedimentação sempre que o sistema foi submetido a uma mudança operacional. Acredita-se que as alterações praticadas ocasionaram um estado de momentânea instabilidade no tanque de flotação, o que acarretou na deposição de alguns flocos na zona de separação do flotador.

A Figura 17 retrata o tanque de flotação em três estágios distintos ao longo do Ensaio 20, sendo eles o tanque durante o primeiro regime permanente da turbidez, o tanque logo após a aplicação de uma perturbação e o aspecto visual do tanque logo antes do término do experimento.

Percebe-se que antes da primeira modificação na vazão de água saturada, apenas uma leve sedimentação ocorreu devido à inicialização do ensaio, conforme já discutido anteriormente. Logo após a aplicação da perturbação, nota-se que vários flocos passaram pelo defletor no tanque de flotação, mas não se mantiveram agregados à camada de material flotado, dando início a um processo de sedimentação. Todavia, o momento de instabilidade é finito e logo o sistema se recupera, resultando na interrupção da sedimentação e continuação do fenômeno de flotação em si. Como resultado deste processo, formou-se uma fina camada de flocos depositados no fundo da zona de separação, o que contribuiu para o aumento do ruído nas medidas realizadas pelo turbidímetro em linha.

Figura 17 – Alteração na dinâmica do tanque de flotação durante o Ensaio 20. Flotador (a) antes da primeira perturbação, (b) após uma perturbação, (c) antes do encerramento do ensaio e (d) aspecto final da camada de flotado formada



Sabe-se que em qualquer processo operado continuamente e em escala industrial não é desejável que perturbações ocorram nas variáveis diretamente ligadas ao bom funcionamento e à eficiência do processo, sendo um desafio constante a busca e implementação de metodologias que proporcionem a manutenção de todos os parâmetros nos *set points* desejados. Contudo, a realização de ensaios com perturbações teve como objetivo a captação da dinâmica da turbidez de saída do tanque de flotação por ar dissolvido, frente a diferentes condições operacionais, para a realização da modelagem empírica da mesma, conforme será discutido a seguir.

5.3 Desenvolvimento dos modelos empíricos neurais

Com o objetivo de desenvolver um modelo capaz de prever o comportamento dinâmico da remoção de turbidez atingida ao final do processo de flotação por ar dissolvido, a aplicação de redes neurais artificiais com arquitetura

recorrente e entradas atrasadas no tempo foi investigada como uma alternativa, já que a modelagem fenomenológica do processo em questão é complexa e os modelos existentes não são de fácil aplicação prática, conforme discutido anteriormente.

Os ensaios experimentais realizados permitiram que os sinais de entrada (*inputs*) necessários para o treinamento dos modelos neurais fossem coletados, sendo eles a pressão no vaso saturador, P , a vazão de água saturada, Q_{sat} , e a turbidez de entrada da água bruta, TBD_e . Além disso, a TBD_f também foi medida e convertida em TBD_r utilizando-se a Equação 6, já que o conhecimento desta variável é necessário para a aplicação do treinamento supervisionado da RNA e para a posterior comparação com os sinais de saída (*outputs*) fornecidos pelo modelo. É válido ressaltar que a TBD_f e a TBD_r são variáveis análogas, assim como a Q_{sat} e a FR , uma vez que o conhecimento de uma resulta na obtenção do valor da segunda. Sendo assim, por mais que os modelos neurais propostos façam a predição da TBD_r , a TBD_f é facilmente calculada conhecendo-se a turbidez de entrada da água bruta em tratamento no instante analisado.

Como o protótipo de FAD atualmente não conta com um turbidímetro em linha na entrada do tanque de flotação, a TBD_e foi medida a cada 15 minutos e a série temporal referente a esta variável foi gerada a partir do ajuste dos pontos coletados e posterior cálculo da turbidez de entrada para os instantes não medidos. Apesar do sistema de agitação presente no tanque de armazenamento de água bruta ter se mostrado eficiente em garantir a manutenção da TBD_e desejada, observaram-se pequenas variações neste parâmetro à medida que os ensaios progrediram no tempo; decréscimos em torno de 1 a 3 NTU referentes ao ajuste inicial foram notados. Portanto, visando manter o rigor quanto aos dados apresentados ao modelo neural, para que a etapa de aprendizagem da rede ocorresse com informações o mais próximas possíveis da realidade de operação do protótipo de FAD, a estratégia de gerar uma série temporal para a TBD_e foi adotada. Para isso, regressões lineares foram utilizadas, uma vez que elas forneceram a melhor correlação entre os dados ajustados, ou seja, os pares (t, TBD_e) medidos ao longo dos ensaios.

Conforme discutido na seção anterior, o início de todas as corridas experimentais realizadas na unidade de FAD é marcado por uma etapa na qual a água limpa presente no tanque de flotação foi removida para dar lugar à água bruta

coagulada advinda do tanque de floculação. Como este processo não representa o fenômeno de flotação em si, os dados referentes a este estágio inicial foram desconsiderados em todos os ensaios. Sendo assim, o banco de dados BD01, referente aos ensaios nos quais a condição operacional em vigor foi mantida constante durante todo o tempo, foi composto apenas pelos regimes permanentes finais atingidos pela TBD_r na saída do tanque flotação e apresentou um total de 5538 linhas. Por outro lado, o banco de dados BD02, constituído pelos ensaios nos quais perturbações na pressão e na vazão de água saturada foram aplicadas, contém o comportamento dinâmico da TBD_r e apresentou um total de 20230 linhas.

5.3.1 Modelo neural *online* para predição da TBD_r

Os modelos neurais RNA01 e RNA02 foram treinados com as informações presentes em BD01 e BD02, respectivamente, a fim de se investigar se o comportamento das variáveis que constituem o banco de dados utilizado na etapa de treinamento exerce influência na capacidade de predição do modelo gerado.

Para isso, várias topologias foram testadas variando-se a quantidade de atrasos temporais (*delays*) aplicados aos *inputs*, a quantidade de camadas escondidas, assim como o número de neurônios em cada uma destas camadas. Empregou-se apenas um neurônio na camada de saída em todos os testes efetuados. O método de treinamento selecionado foi o de Levenberg-Marquardt (correspondente à função *trainlm* no MATLAB®) com parada antecipada e as funções de ativação da(s) camada(s) escondida(s) e de saída foram a tangente hiperbólica (função *tansig* no MATLAB®) e a linear (função *purelin* no MATLAB®), respectivamente. O algoritmo implementado encontra-se no Apêndice B deste trabalho. Na Tabela 10 constam as informações sobre as três melhores topologias obtidas para cada banco de dados utilizado, baseado no cálculo do R e MSE para os conjuntos de treinamento e de validação.

Foram testadas as aplicações de 1, 3 e 5 atrasos temporais nos sinais de entrada da rede, assim como se avaliou o uso de 1, 3 e 5 neurônios na camada intermediária. O aumento progressivo da complexidade da topologia testada foi a abordagem adotada, a fim de evitar uma situação de sobreajuste (*overfitting*) na etapa de treinamento, para impedir que os modelos gerados fossem mais complexos que o necessário e para evitar um esforço computacional excessivo. Nenhum teste

com duas camadas neurais escondidas mostrou-se mais eficiente que aqueles com apenas uma camada e, portanto, fixou-se o uso de apenas uma camada interna para o processamento dos sinais de entrada.

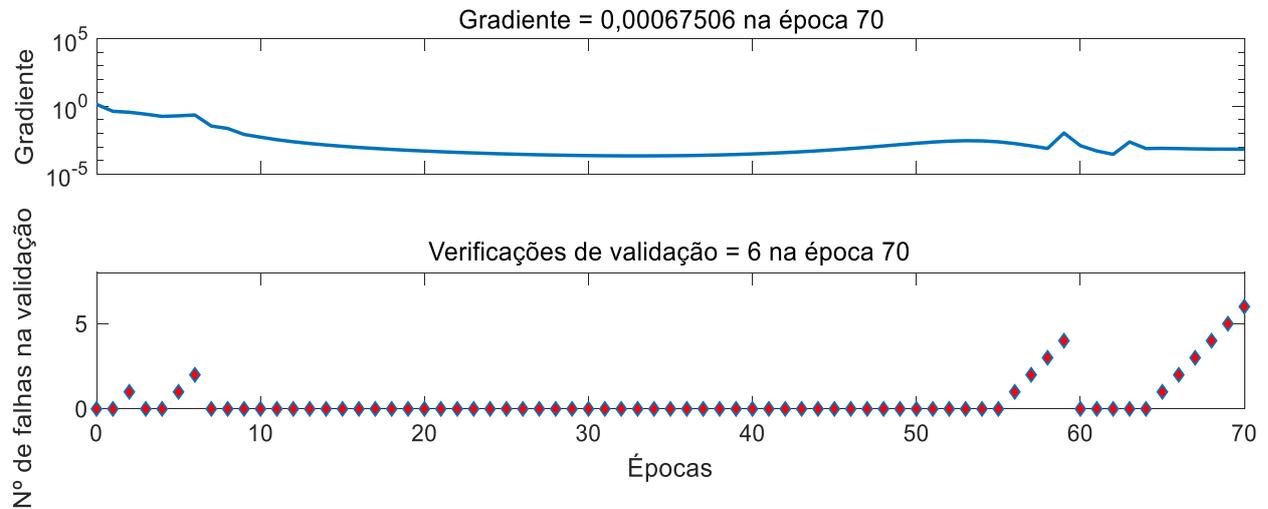
Pela análise da Tabela 10, percebe-se que o uso de ambos os bancos de dados resultou em etapas de treinamento eficientes, mas o BD02 forneceu resultados superiores, tanto no treinamento quanto na validação. Este resultado era esperado, uma vez que o BD02 possui uma maior quantidade de pontos, ou seja, mais informações foram apresentadas à rede e o processo de mapeamento de padrões entre os *inputs* e os *targets* tornou-se mais amplo devido ao comportamento dinâmico das séries temporais de dados presentes neste banco.

Tabela 10 – Melhores topologias obtidas para o modelo *online*

RNA01 (Treinamento com BD01)					
<i>Delays</i> aplicados aos <i>inputs</i>	Neurônios na camada escondida	<i>R</i> treino	MSE treino	<i>R</i> validação	MSE validação
1	3	0,9792	0,0411	0,9834	0,2285
3	3	0,9792	0,0413	0,9835	0,2537
5	5	0,9792	0,0414	0,9833	0,2791
RNA02 (Treinamento com BD02)					
<i>Delays</i> aplicados aos <i>inputs</i>	Neurônios na camada escondida	<i>R</i> treino	MSE treino	<i>R</i> validação	MSE validação
1	3	0,9996	0,0316	0,9983	0,0134
3	5	0,9991	0,0320	0,9955	0,0258
5	3	0,9899	0,0319	0,9959	0,0157

Destacada na Tabela 10, a melhor topologia consistiu naquela onde 1 atraso temporal foi aplicado aos *inputs*, 3 neurônios foram usados na camada escondida e o BD02 foi utilizado. Na Figura 18 encontra-se o acompanhamento do gradiente calculado e das verificações de validação realizadas ao longo das épocas de treinamento para esta topologia. O gradiente é um parâmetro que indica o grau de inclinação na superfície de erro com base nos pesos atuais calculados pelo algoritmo de treinamento. Assim, para que o gradiente alcance o erro mínimo global o vetor de pesos é atualizado de modo a proporcionar uma diminuição no valor deste parâmetro. Conforme representado na Figura 18, o valor do gradiente foi progressivamente reduzido com o passar das épocas, indicando a efetividade do treinamento em progresso.

Figura 18 – Parâmetros de desempenho ao longo do treinamento da RNA02



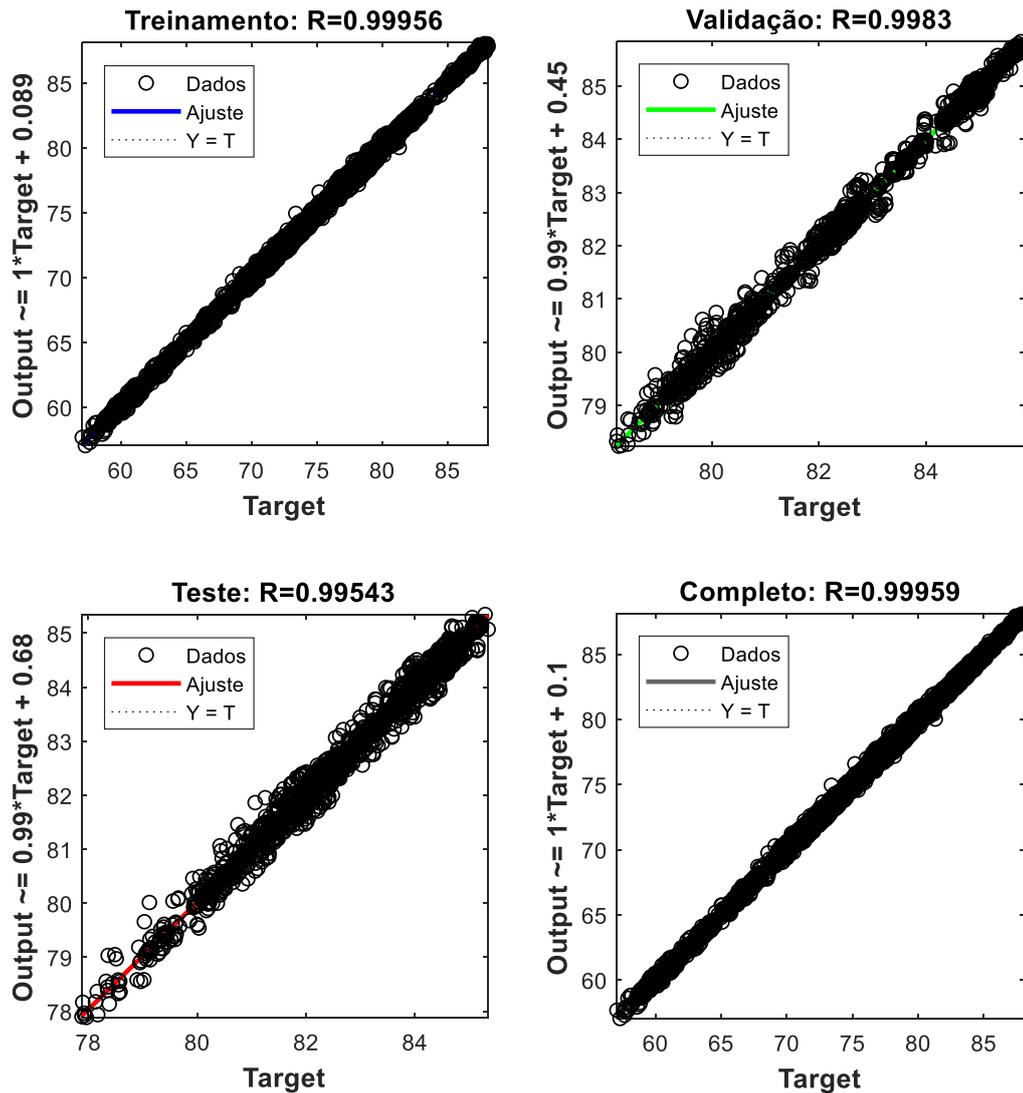
As verificações de validação fazem parte da estratégia de parada antecipada empregada, a fim de prevenir o sobreajuste do modelo neural quanto aos dados de treinamento. Observa-se que a partir da 64^a época, o erro de validação aumentou durante as 6 épocas seguintes, indicando que o treinamento não foi bem-sucedido no ajuste dos pesos e *bias* durante estas iterações. Sendo assim, a etapa de aprendizado foi interrompida e recuperaram-se as matrizes de pesos e *bias* referentes à última época que apresentou o menor erro de validação, neste caso, a 64^a época.

A Figura 19 corresponde aos gráficos de regressão dos conjuntos de treinamento, validação, teste primário e do banco de dados completo deste modelo. Todos os coeficientes de correlação, R , apresentaram valores elevados e próximos de 1, indicando que o processo de aprendizado da RNA foi adequado. Além disso, fez-se o cálculo do MSE para o teste primário realizado e encontrou-se que $MSE = 0,0205$. Este resultado em conjunto com o elevado R obtido e igual 0,9954 indicam que o teste primário foi efetivo. Este teste foi realizado com apenas 15% dos dados presentes no BD02, o que correspondeu a um conjunto com 2870 pontos.

Portanto, a partir dos resultados apresentados constatou-se que o modelo neural obtido a partir do treinamento com o BD02 foi eficiente quanto à predição da remoção de turbidez na saída do tanque de flotação. Mesmo que os dados dispostos na Tabela 10 indiquem que os modelos treinados com o BD01 também apresentaram bom desempenho, escolheu-se a RNA02 com aplicação de um atraso temporal nos sinais de entrada, e uma única camada escondida constituída por três

neurônios, como o modelo responsável por realizar a simulação *online* da dinâmica da TBD_r do protótipo de FAD em estudo, já que este apresentou resultados superiores quando comparado às outras topologias testadas.

Figura 19 – Gráficos de regressão para RNA02 com 1 *delay* e 3 neurônios na camada escondida



A fim de confirmar que o modelo neural treinado possui capacidade de generalização e interpolação, o mesmo foi submetido a mais um teste. Para a realização deste teste utilizaram-se as séries temporais da pressão de saturação, da vazão de água saturada, da turbidez de entrada da água bruta e da remoção de turbidez da água tratada obtidas em um ensaio experimental adicional, no qual aplicaram-se condições operacionais distintas daquelas utilizadas nos ensaios

previamente realizados, mas entre os valores máximos e mínimos apresentados por cada variável (conforme apresentado na Tabela 7).

No teste adicional, a TBD_e foi mantida em 20 NTU e a vazão de alimentação em 2 L/min, mas os níveis testados foram 5,5 e 6,5 bar para a pressão e 0,35 e 0,41 L/min para a vazão de água saturada, correspondendo a frações de reciclo de 17,5% e 20,5%, respectivamente. Além disso, as condições da etapa de coagulação e floculação foram iguais às aquelas aplicadas em todas as outras corridas experimentais (Tabela 4).

O conjunto de dados do teste adicional constituiu-se de uma matriz com 4110 linhas e com ele fez-se a simulação da TBD_r por meio do modelo *online* obtido. A RNA foi alimentada a cada instante da simulação com os valores reais dos sinais de entrada medidos pelos sensores presentes no protótipo. Para isso, o comando *gensim* do MATLAB® foi utilizado para a geração de um bloco do Simulink equivalente à RNA treinada.

No ambiente do Simulink um diagrama foi montado para promover a normalização dos dados, alimentação do modelo com os sinais de entrada, desnormalização dos sinais de saída calculados e o armazenamento destes. A Figura 20 contém o diagrama em questão. Como a melhor topologia da RNA02 consistiu na aplicação de um atraso temporal aos *inputs* da rede, *unit delay blocks* foram utilizados para este fim. Isto significa que o modelo obtido prevê o valor da remoção de turbidez na saída do tanque de flotação um instante de tempo a frente (instante $t+1$), a partir dos valores atuais (instante t) e passados (instante $t-1$) das entradas exógenas, sendo elas P , Q_{sat} e TBD_e , e dos valores passados da própria TBD_r medida no protótipo. A resposta dinâmica predita pela rede neural comparada com os valores reais de remoção de turbidez obtidos no ensaio e o erro de predição ao longo do tempo estão representados na Figura 21.

Percebe-se que a predição realizada pelo modelo *online* foi muito próxima dos valores esperados de TBD_r , quando se utilizou um conjunto de dados diferente daquele usado nas etapas prévias de treinamento e validação. Isto significa que o modelo *online* possui capacidade de generalização e assimilou corretamente a influência que as variáveis de entrada (parâmetros físicos da FAD) exercem sobre a variável de saída calculada, a remoção de turbidez na saída do tanque de flotação. O gráfico de regressão (Figura 22) corrobora a análise realizada, pois se observa o

elevado grau de correlação ($R=0,9989$) entre os *targets* e os *outputs*, e somado a isso obteve-se um baixo valor de MSE igual a 0,0299.

Figura 20 – Diagrama de blocos construído no Simulink para a simulação teste do modelo online (RNA02)

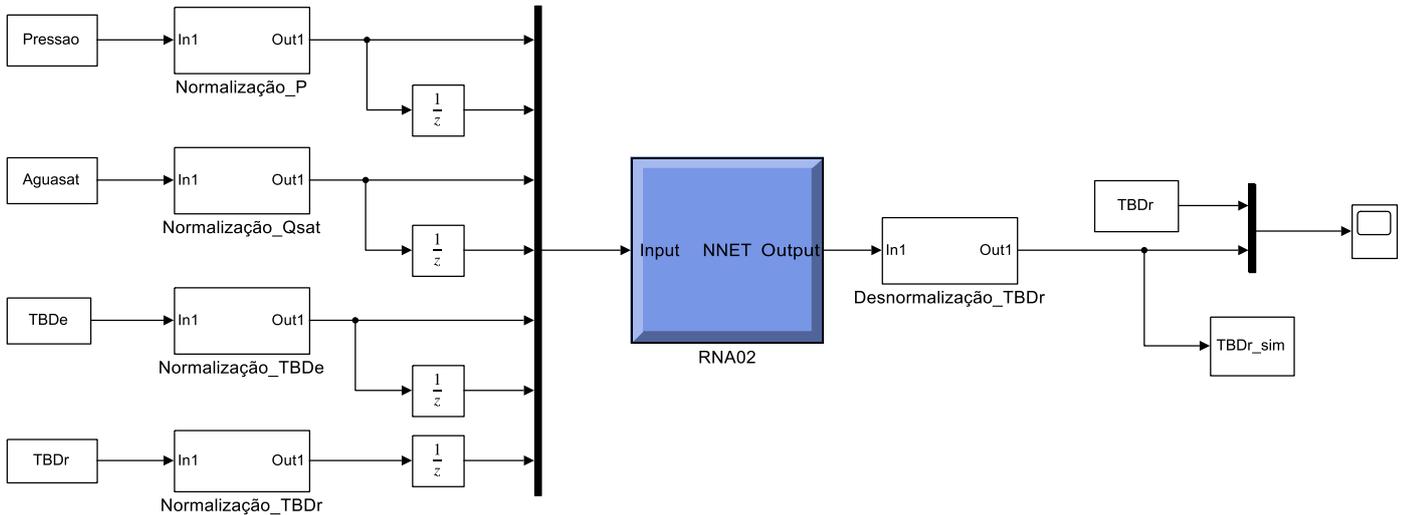
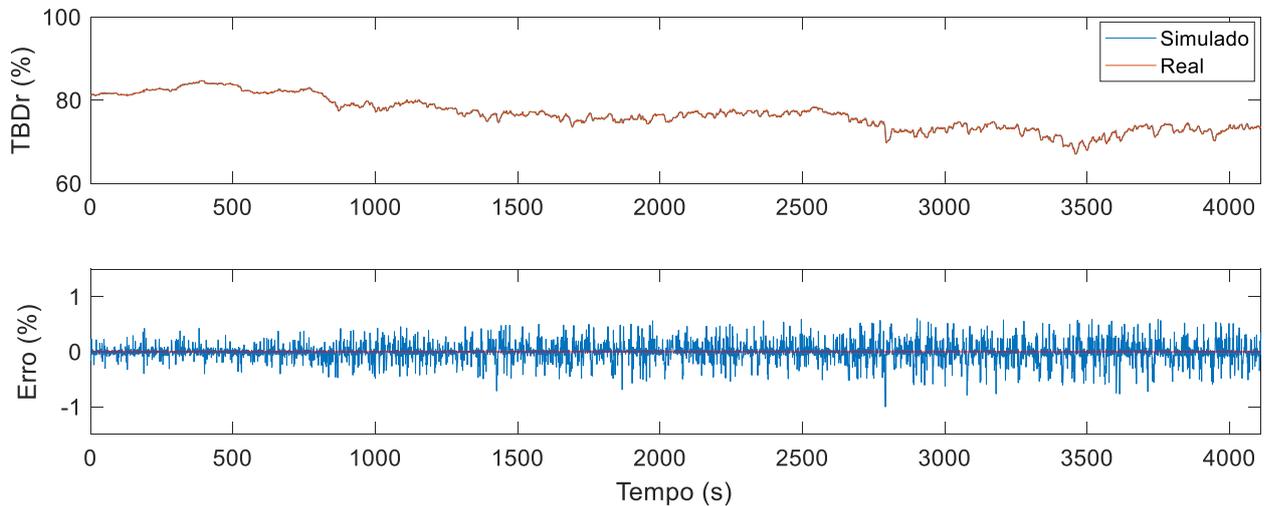


Figura 21 – Resposta predita pelo modelo *online* (RNA02) e gráfico de erros no teste adicional

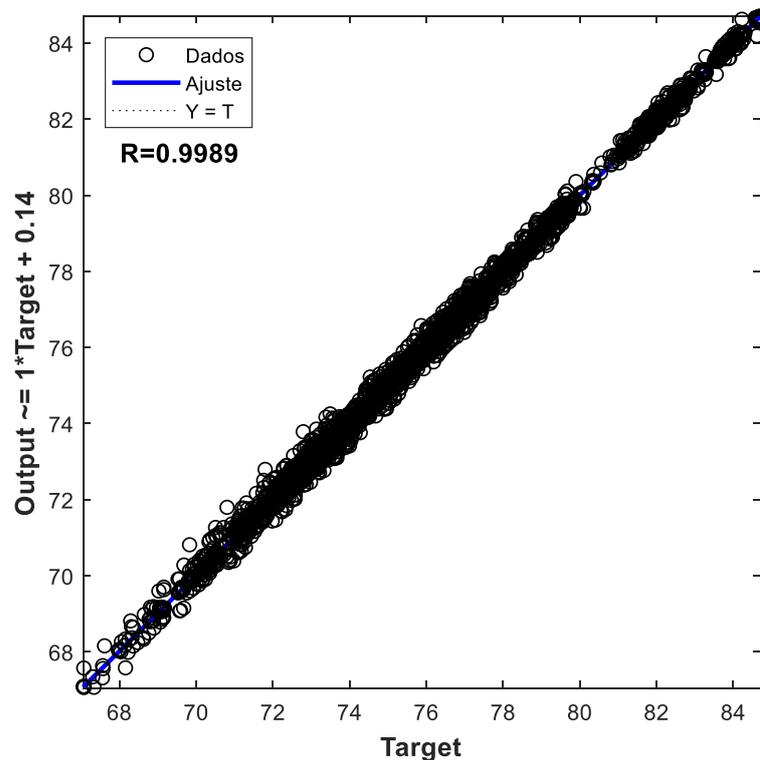


Os erros de predição apresentaram baixa amplitude, permanecendo entre a faixa de -1 a 1% durante todo o tempo de simulação. Dada a configuração atual do protótipo de flotação por ar dissolvido, a magnitude dos erros calculados é aceitável, uma vez que esta variação é normalmente observada em todos os ensaios realizados. Conforme já foi discutido, a localização da tomada de medição do

turbidímetro em linha na saída do tanque de flotação permite que flocos e/ou partículas não flotadas sejam eventualmente sugadas e entrem na câmara de medição deste sensor, o que causa o aparecimento de pequenos picos no sinal medido e o torna bastante variável com o tempo.

Uma característica interessante apresentada pelo gráfico de erros consiste no fato de que a amplitude dos erros observados aumenta à medida que a simulação avança. Ou seja, após a aplicação da primeira perturbação no sistema, o que retirou a TBD_r do primeiro regime permanente atingido (500 segundos iniciais na Figura 21), as previsões efetuadas pelo modelo distanciaram-se dos *targets* esperados ao longo do trecho transiente do ensaio realizado. Entretanto, os desvios observados foram baixos, indicando a eficiência do modelo em realizar previsões da TBD_r atingida, tanto em condições estáticas quanto dinâmicas.

Figura 22 – Gráfico de regressão do modelo online (RNA02) no teste adicional



Ressalta-se que o treinamento, a validação, o teste primário e o teste adicional da RNA02 foram realizados com os dados obtidos na íntegra nos ensaios conduzidos, ou seja, com um intervalo de amostragem por parte dos sensores igual a $\Delta t = 1$ segundo. Em trabalhos envolvendo o controle de processos, como aqueles

realizados por Gomm e Williams (1999) e Wior et al. (2010), onde modelos neurais são usados em conjunto com estratégias de controle avançado, a determinação do intervalo de amostragem adequado consiste em uma etapa importantíssima no projeto do controlador. Sendo assim, o intervalo no qual o modelo neural *online* recebe as informações referentes aos sinais de entrada também é modificada.

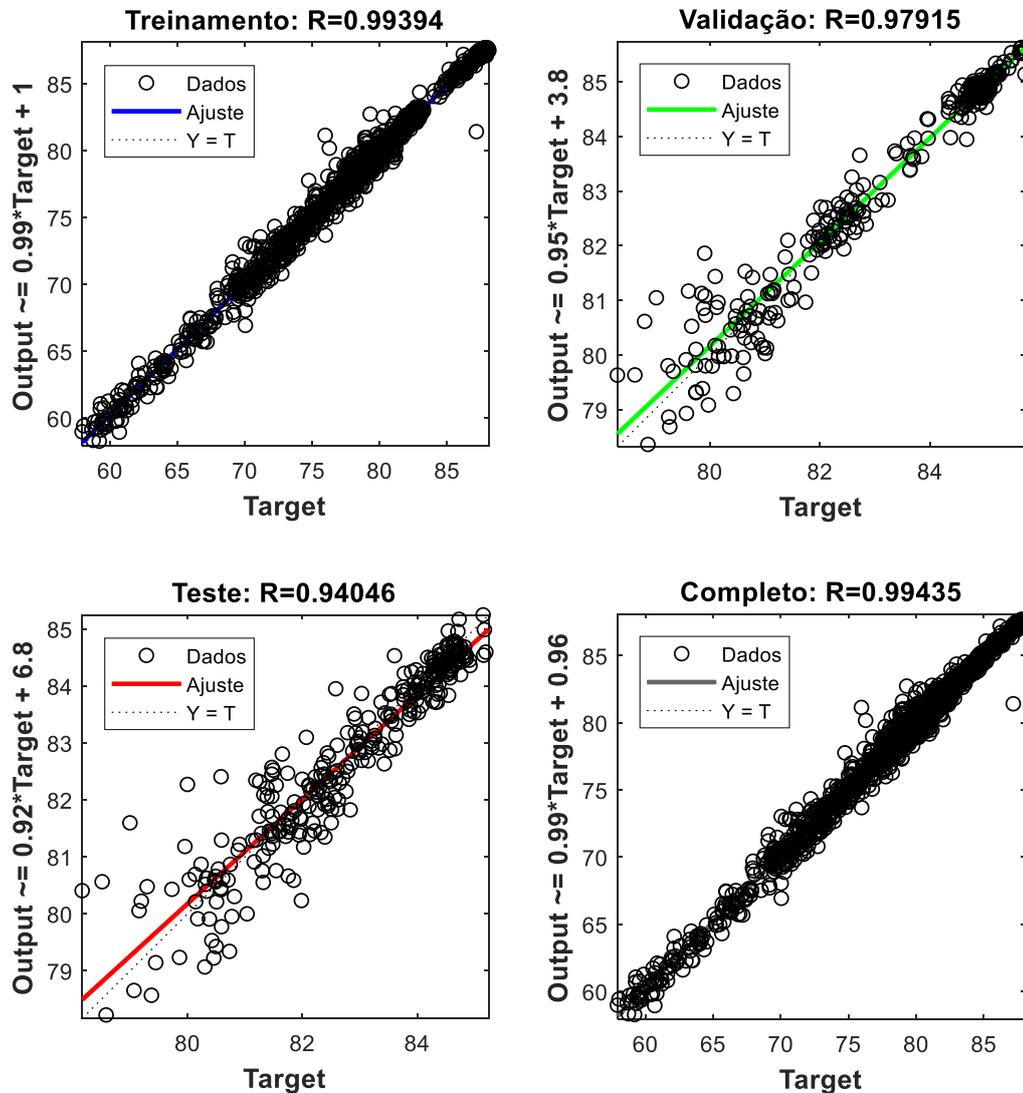
Com o objetivo de investigar se a técnica de modelagem empírica baseada em RNAs continua eficiente para a predição *online* da TBD_r quando o banco de dados é reduzido, criou-se uma rotina simples no MATLAB® para eliminar pontos do BD02 e simular um intervalo amostral igual a $\Delta t = 10$ segundos. A mesma topologia foi mantida e como resultado da eliminação dos pontos o banco de dados restante apresentou 2022 linhas. As Figuras 23 e 24 ilustram os gráficos de regressão das etapas de treinamento, validação e teste primário, e a resposta do modelo treinado frente à aplicação do teste adicional, respectivamente.

Nota-se que houve uma redução nos coeficientes de correlação entre os valores reais e os valores preditos para os três conjuntos de dados. Os pontos tornaram-se mais dispersos nas curvas de ajuste, indicando que a turbidez predita pelo modelo se distanciou mais dos *targets* esperados. Isto é comprovado pelos erros médios quadráticos calculados e iguais a 0,4362, 0,1628 e 0,2983 para as etapas de treinamento, validação e teste primário, respectivamente, o que foi correspondente a aumentos percentuais maiores que 100% em comparação aos MSEs calculados para o treinamento do modelo com $\Delta t = 1$ segundo.

É sabido que quanto mais dados são apresentados à rede neural mais eficiente é a fase de aprendizado, uma vez que o ajuste das matrizes de pesos e *bias* a cada época será feito com base em mais informações e, portanto, obtém-se um modelo final mais generalista e com maior habilidade de interpolação (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

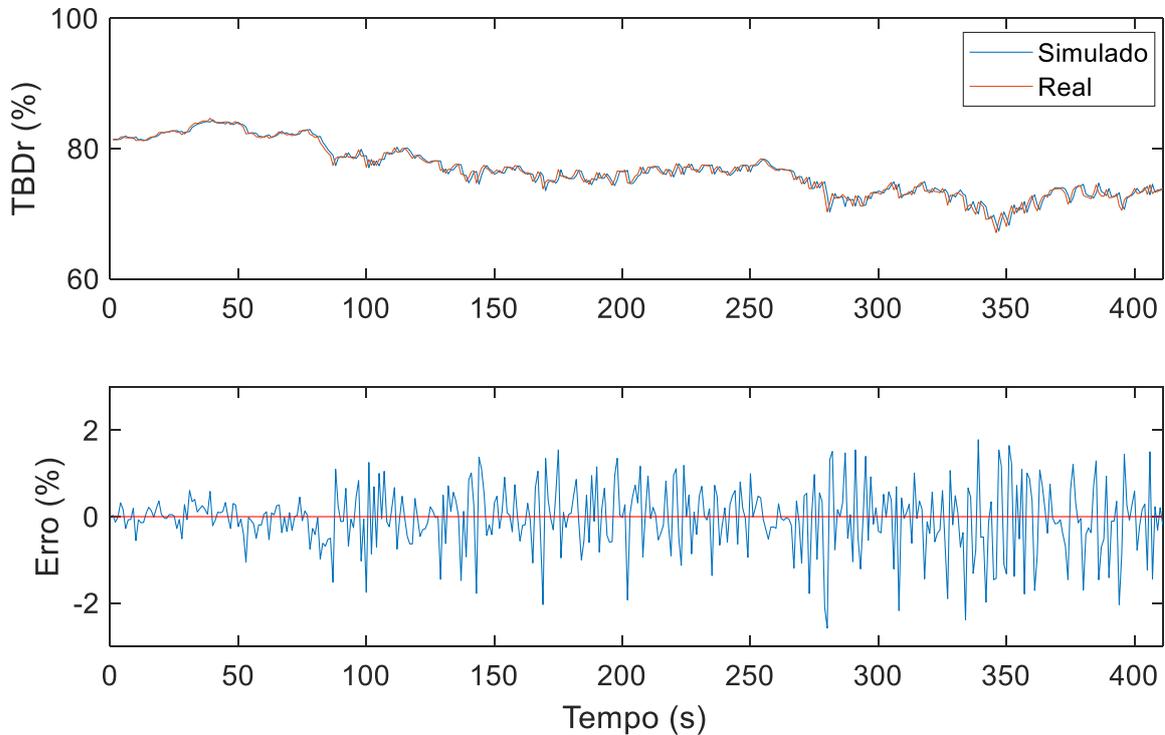
Entretanto, mesmo com a redução do banco de dados utilizado no treinamento, a RNA obtida continuou efetiva quanto à predição da remoção de turbidez na saída do flotador, como pode ser observado na Figura 24. O mesmo conjunto de dados do teste adicional anteriormente aplicado à RNA02 foi utilizado, mas desta vez fez-se a remoção de pontos do mesmo para que um $\Delta t = 10$ segundos também fosse observado, o que resultou em uma matriz de sinais de entrada com 410 linhas.

Figura 23 – Gráficos de regressão para RNA02 com 1 *delay*, 3 neurônios na camada escondida e $\Delta t = 10$ s



Apesar da presença de maiores discordâncias no trecho transiente da série temporal, observa-se que as saídas calculadas pelo modelo neural acompanharam o comportamento dinâmico da TBD_r real. A amplitude do erro referente à diferença entre os *targets* e os *outputs* ficou entre -3 e 3%, valores ainda considerados aceitáveis para o processo em questão. Para o teste adicional, o coeficiente de correlação calculado foi igual a 0,9812 e o MSE igual a 0,5451. Sendo assim, comprovou-se que a aplicação de redes neurais artificiais continuou efetiva para a modelagem empírica da TBD_r , mesmo em situações nas quais o intervalo de amostragem é ampliado.

Figura 24 – Resposta predita pelo modelo online (RNA02) e gráfico de erros no teste adicional para $\Delta t = 10$ s



Tendo em vista os aspectos discutidos e os resultados apresentados, desenvolveu-se um modelo neural *online* capaz de prever o percentual de turbidez removida na saída do tanque de flotação por ar dissolvido, fornecidas as condições operacionais em uso com a aplicação dos respectivos atrasos temporais em seus valores. A técnica aplicada mostrou-se eficiente e este modelo foi criado para viabilizar pesquisas futuras que requeiram o uso de um modelo matemático para a predição da TBD_r , e conseqüentemente da TBD_f , em tempo real, ou seja, enquanto o ensaio experimental está sendo conduzido. O diagrama de blocos apresentado na Figura 20 pode ser facilmente incorporado à tela de acompanhamento do protótipo de FAD e alterado para receber os sinais enviados pelos sensores posicionados na unidade de flotação em tempo real.

As matrizes contendo os pesos e os *bias* da melhor RNA treinada, a RNA02 (referente ao uso do BD02), com entradas atrasadas em uma unidade temporal e uma única camada escondida com 3 neurônios encontram-se no Apêndice C deste trabalho (Tabelas 14C, 15C e 16C).

5.3.2 Modelo neural *offline* para predição da TBD_r

Com o objetivo de desenvolver um modelo representativo dos fenômenos associados à remoção de turbidez da água em tratamento no protótipo de FAD, que possa ser utilizado para simulações *offline* independentes do processo, redes neurais artificiais também foram aplicadas.

O procedimento adotado para a obtenção do modelo *online* foi repetido, ou seja, o método de treinamento utilizado foi o de Levenberg-Marquardt, *tansig* e *purelin* foram as funções de ativação empregadas, e várias topologias foram testadas. O mesmo algoritmo presente no Apêndice B também foi empregado para o treinamento, validação e teste primário do modelo neural *offline* e de maneira análoga ao que foi feito para o modelo *online*, testou-se o uso de ambos os bancos de dados gerados, sendo a RNA03 referente ao modelo *offline* treinado com o BD01 e a RNA04 referente ao modelo *offline* treinado com o BD02.

Conforme consta no código implementado no MATLAB®, a função *newff* foi utilizada para promover o treinamento, tanto do modelo *online* quanto do modelo *offline*. Por meio desta função, é criada uma rede *feedforward* incumbida de mapear os padrões existentes entre os sinais de entrada e os sinais de saída fornecidos durante a etapa de treinamento supervisionado. Mesmo que a arquitetura em estudo neste projeto seja a de uma rede recorrente, e, portanto, *feedback*, o algoritmo de treinamento é o mesmo aplicado a uma rede naturalmente *feedforward*, já que a tarefa de identificar os padrões entre as saídas e as entradas continua a mesma. Porém, isto é feito com sinais de entrada que foram atrasados no tempo, o que permite que durante a fase de aprendizagem o modelo “compreenda” a dinâmica temporal do processo em estudo.

Dito isso, ressalta-se que dois tipos de simulação foram feitos para se avaliar a efetividade da fase de treinamento do modelo *offline*, sendo elas:

- Simulação 1: uso da matriz de dados de treinamento completa (mesma configuração utilizada na simulação do modelo *online*);
- Simulação 2: uso da matriz de dados de treinamento incompleta, retirando-se as colunas referentes às séries atrasadas dos *targets* (TBD_r).

Na Simulação 1, empregou-se a função *sim* do MATLAB® para verificar se o ajuste das matrizes de pesos e *bias* foi eficiente quanto ao mapeamento das relações existentes entre as variáveis de entrada (P , Q_{sat} e TBD_e) e a variável resposta (TBD_r). Portanto, a simulação foi feita utilizando-se o melhor modelo neural gerado e o conjunto de dados de treinamento completo, incluindo a série temporal referente à TBD_r obtida nos ensaios experimentais com os respectivos atrasos temporais aplicados.

Na segunda simulação feita, excluiu-se da matriz de treinamento as colunas referentes à TBD_r adquirida em ensaios experimentais e construiu-se um *loop* para que os valores da turbidez preditos pela RNA fossem retroalimentados como sinais de entrada do modelo, caracterizando uma simulação recursiva do processo. Esta segunda simulação foi feita para emular um cenário de teste ideal, no qual os próprios dados usados durante o treinamento do modelo neural foram utilizados para um teste recursivo do mesmo.

Sendo assim, o critério para a avaliação de cada topologia testada baseou-se no cálculo do R e do MSE para a simulação recursiva descrita acima (Simulação 2). Este procedimento foi adotado para verificar se a sintonia dos pesos e *bias* ao longo do treinamento foi adequada o suficiente para garantir o bom desempenho da simulação *offline* do processo. Na Tabela 11 constam os resultados obtidos em ambas as simulações para as melhores topologias testadas.

Foram verificadas as aplicações de 1, 3 e 5 *delays* aos sinais de entrada, e ampliou-se a quantidade de neurônios testadas nas camadas escondidas para 1, 3, 5, 10, 12, 15 e 20 neurônios. Diferentemente do que ocorreu na obtenção do modelo *online*, algumas topologias com duas camadas escondidas forneceram melhores resultados que aquelas com apenas uma camada intermediária de neurônios.

Além disso, é interessante notar que as topologias testadas com a aplicação de 3 e 5 atrasos temporais nos sinais de entrada necessitaram do emprego de maiores números de neurônios nas camadas escondidas, para fornecer resultados equivalentes às topologias onde apenas 1 *delay* foi aplicado aos *inputs*. Quanto mais atrasos utilizados, maior é a quantidade de vetores que compõe a matriz de dados de treinamento apresentada à RNA, logo, faz sentido que o modelo neural precise de mais neurônios para promover o processamento eficiente das informações envolvidas na etapa de aprendizagem. Também percebeu-se que para ambos os modelos, *online* e *offline*, as melhores topologias foram aquelas com aplicação de

apenas 1 *delay* nos *inputs*. Ou seja, para realizar a predição da TBD_r , os modelos necessitaram apenas do conhecimento dos valores dos sinais de entrada em um instante passado.

Tabela 11 – Melhores topologias obtidas para o modelo *offline*

RNA03 (Treinamento com BD01)					
Topologia		Simulação 1		Simulação 2	
<i>Delays</i> aplicados aos <i>inputs</i>	Neurônios na camada escondida	<i>R</i>	MSE	<i>R</i>	MSE
1	03	0,9897	0,0416	0,8735	4,1426
1	05	0,9881	0,0414	0,8531	3,5510
3	5 x 1	0,9865	0,0487	0,8285	4,6073
5	10	0,9899	0,0439	0,8499	4,5894

RNA04 (Treinamento com BD02)					
Topologia		Simulação 1		Simulação 2	
<i>Delays</i> aplicados aos <i>inputs</i>	Neurônios na camada escondida	<i>R</i>	MSE	<i>R</i>	MSE
1	12	0,9989	0,0384	0,9710	2,0012
1	5 x 3	0,9996	0,0313	0,9738	1,8616
3	15	0,9978	0,0401	0,9616	2,1125
5	20	0,9990	0,0378	0,9685	2,0487

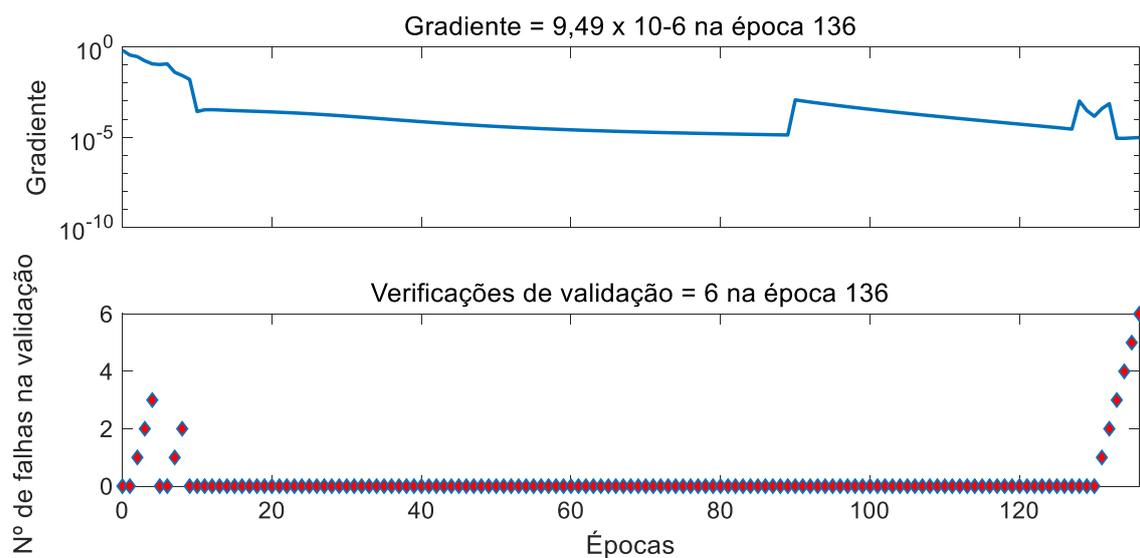
Ainda analisando-se a Tabela 11, observa-se que os valores de *R* e MSE calculados com a resposta predita pela RNA durante a Simulação 1 foram satisfatórios para todas as topologias nos dois bancos de dados, indicando que durante o treinamento os modelos neurais assimilaram corretamente as relações entre os *inputs* e os *targets* fornecidos. Em relação aos resultados obtidos com a Simulação 2 (simulação recursiva), nota-se uma considerável elevação dos MSEs calculados em comparação com aqueles obtidos na Simulação 1, assim como uma diminuição nos coeficientes de correlação, principalmente para as topologias testadas com o BD01 (banco de dados contendo apenas os estados estacionários referentes aos ensaios com condições operacionais constantes).

Os resultados da Simulação 2 são indicativos de que os modelos neurais obtidos não foram capazes de realizar predições assertivas, quando os próprios valores de TBD_r calculados foram realimentados aos neurônios presentes na primeira camada escondida. Para se investigar a veracidade ou não desta suposição, optou-se por analisar os gráficos de acompanhamento das etapas de treinamento e de simulação da rede neural que apresentou o menor MSE nas

Simulações 1 e 2. Conforme destacado na Tabela 11, o modelo em questão trabalhou com a aplicação de 1 atraso temporal nos sinais de entrada, contou com a presença de duas camadas escondidas com 5 e 3 neurônios em cada e foi treinado com o BD02. No Apêndice C encontram-se as matrizes contendo os pesos e os *bias* deste modelo. Assim como foi observado no treinamento do modelo *online*, obtiveram-se melhores resultados quando o banco de dados composto pelas perturbações nas séries temporais da pressão de saturação, da vazão de água saturada e, conseqüentemente, da remoção de turbidez da água tratada foi utilizado.

A Figura 25 ilustra a progressão do gradiente calculado ao longo das épocas de treinamento, assim como as verificações de validação feitas. Observa-se que o gradiente diminuiu com o passar das iterações, indicando que os ajustes feitos nas matrizes de pesos e *bias* pelo algoritmo de treinamento direcionou este parâmetro para um ponto de mínimo global na superfície de erro, conforme o esperado. Além disso, constata-se que a estratégia de parada antecipada foi devidamente aplicada, uma vez que o treinamento foi interrompido na 136ª época após 6 falhas consecutivas na validação, recuperando-se as informações da RNA obtidas na 130ª época e, portanto, evitando uma situação de memorização excessiva por parte do modelo neural caso o treinamento fosse continuado.

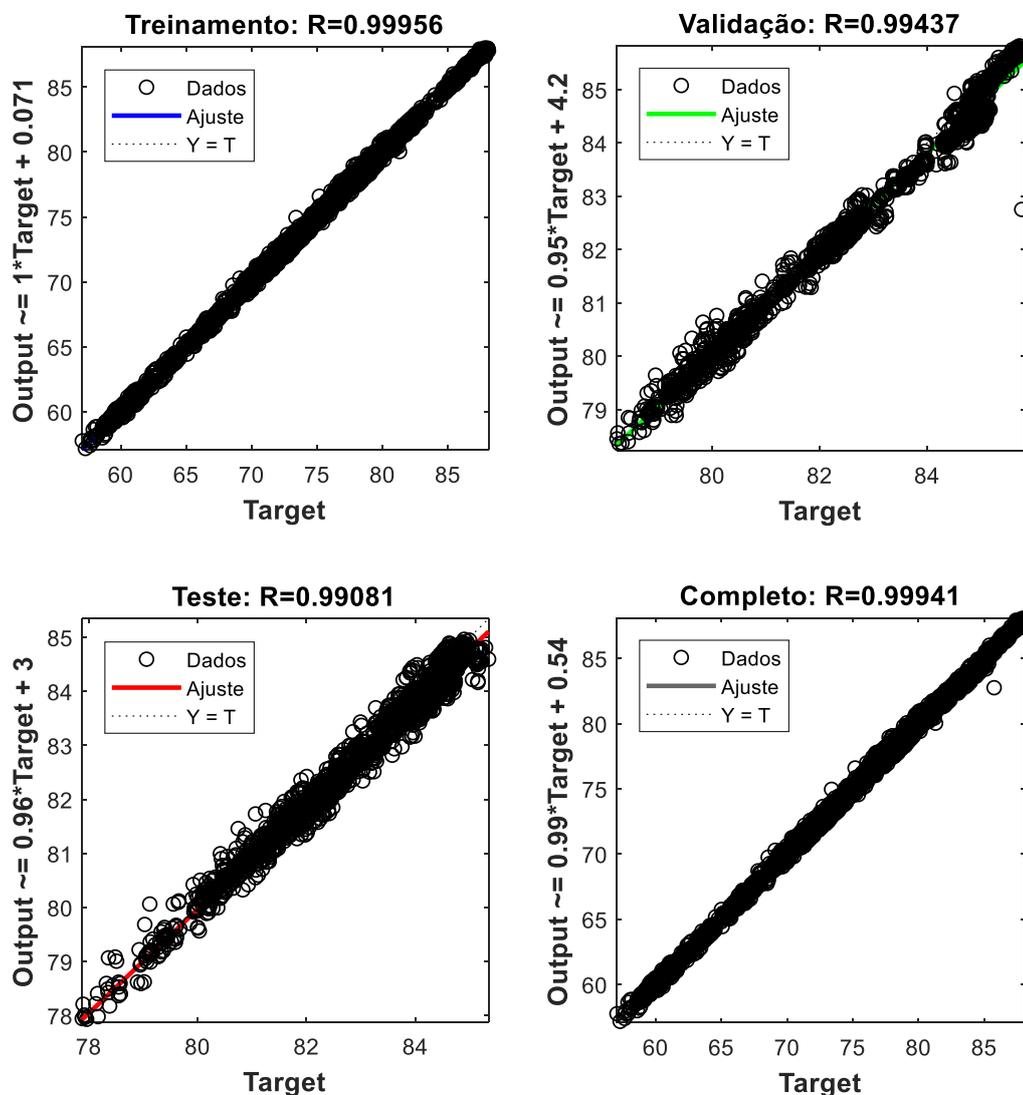
Figura 25 – Gradiente e verificações de validação ao longo do treinamento da RNA04



Os gráficos de regressão (Figura 26) para as etapas de treinamento, validação e teste primário, simulados utilizando-se os conjuntos de dados completos,

confirmam a análise feita a partir do R e MSE calculados para a Simulação 1, indicando que o modelo neural mapeou corretamente os padrões, relações e não-linearidades existentes entre as variáveis de entrada e o sinal de saída fornecido durante a aprendizagem supervisionada. Todos os coeficientes de correlação foram próximos de 1, levando a crer que o objetivo pretendido ao se treinar o modelo neural foi alcançado.

Figura 26 – Gráficos de regressão para a Simulação 1 da RNA04 com 1 *delay* e duas camadas escondidas contendo 5 e 3 neurônios

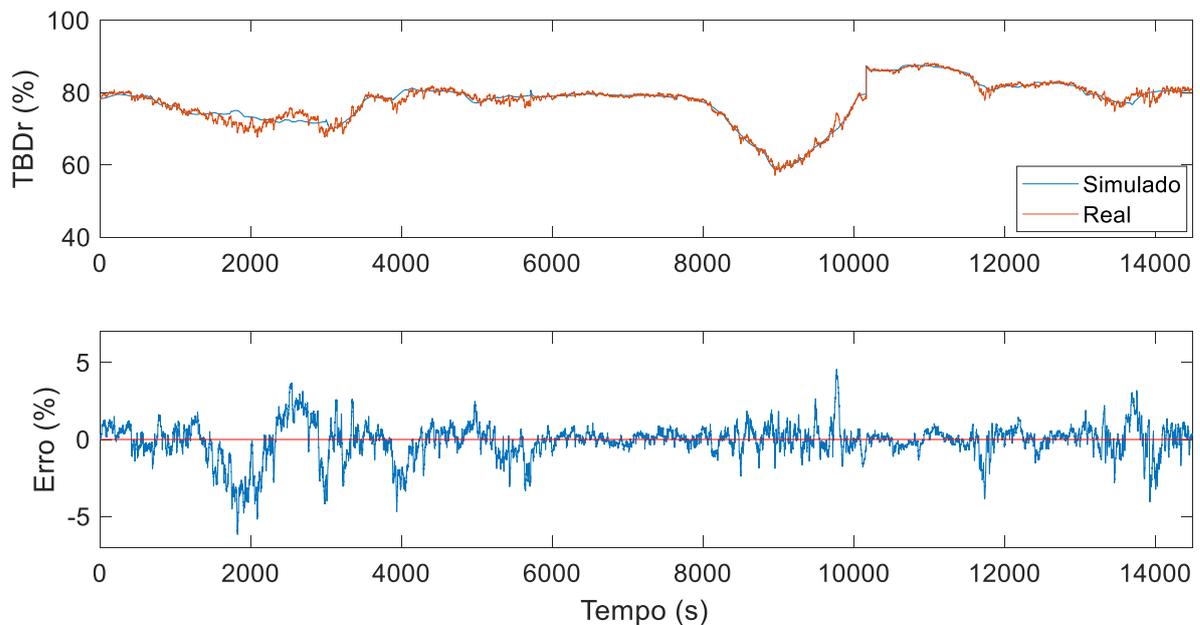


Partindo-se para a análise dos resultados obtidos com a Simulação 2, ou seja, quando a configuração recursiva foi testada com a aplicação do próprio conjunto de treinamento, tem-se representada na Figura 27 a comparação entre os valores

calculados pelo modelo neural e os *targets*, assim como os erros associados à predição da TBD_r realizada pela RNA04.

Analisando-se a Figura 27 é possível observar que a série temporal referente à TBD_r predita pelo modelo *offline* foi capaz de acompanhar a tendência macroscópica do comportamento dinâmico apresentado pela remoção de turbidez durante a realização dos ensaios nos quais perturbações foram aplicadas à pressão de saturação e à vazão de água saturada. Entretanto, o modelo neural não captou as pequenas variações inerentes às medidas de turbidez fornecidas pelo turbidímetro em linha e que ocorrem em curtos períodos de tempo.

Figura 27 – Resposta da simulação recursiva do conjunto de treinamento para a RNA04 e gráfico de erros de predição

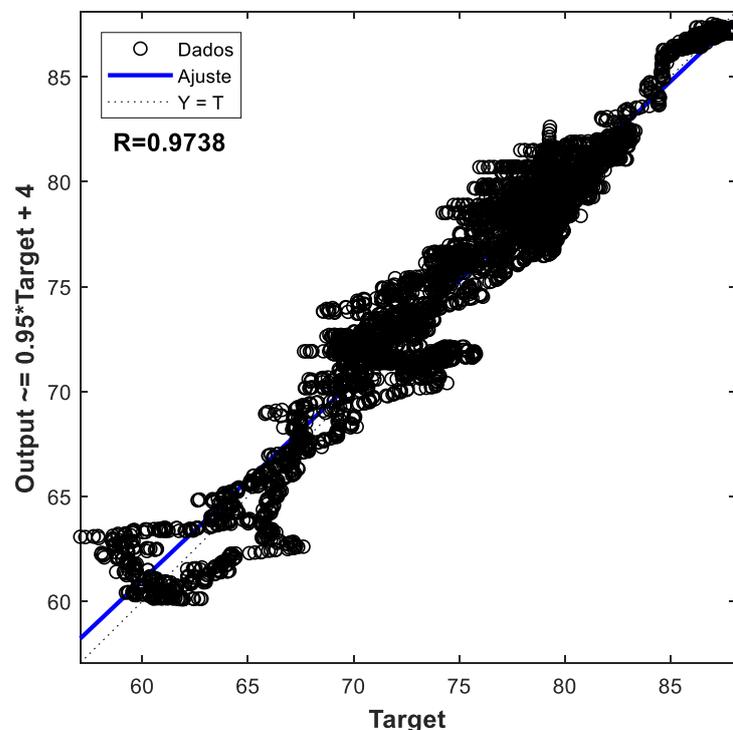


Este fato explica o porquê do aumento observado nos valores de MSE obtidos na simulação recursiva, uma vez que o modelo gerado errou em várias predições pontuais. Por outro lado, o comportamento apresentado pela dinâmica calculada indica que não houve *overfitting* durante o treinamento, já que a RNA não memorizou excessivamente as informações a ela fornecidas, mas foi capaz de generalizar o comportamento global das séries temporais que constituíram o banco de dados utilizado.

Em relação aos erros observados, nota-se que estes apresentaram amplitudes entre -6 e 6%, sendo estes valores considerados desvios relativamente

elevados quando se trata da predição da remoção de turbidez promovida pelo protótipo de flotação. Mesmo que a simulação recursiva do conjunto de treinamento não tenha se mostrado altamente precisa quanto ao cálculo da TBD_r , a regressão entre os *outputs* preditos e os *targets* fornecidos apresentou um valor de R consideravelmente próximo de 1 e igual a 0,9738, conforme ilustrado na Figura 28. Percebe-se que houve uma maior dispersão entre os dados ajustados, mas de modo geral uma correlação linear entre eles pode ser observada.

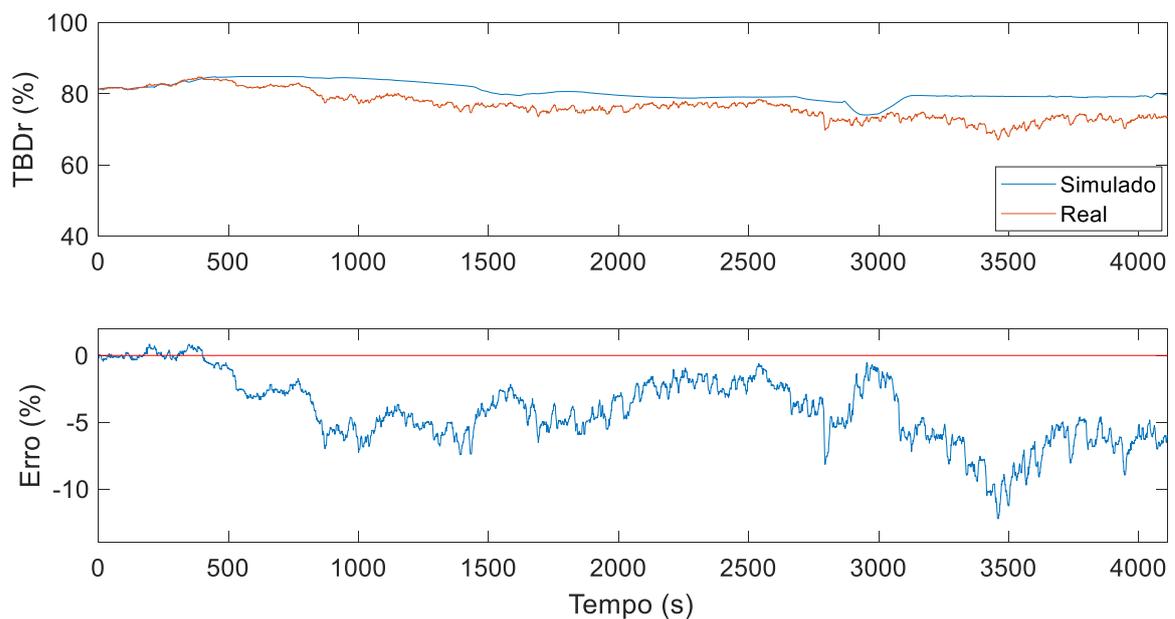
Figura 28 – Gráfico de regressão da simulação recursiva da RNA04 com o próprio conjunto de treinamento



Sendo assim, resta apresentar ao modelo neural treinado o conjunto de dados referente ao teste adicional, para verificar se o mesmo é capaz de generalizar uma solução correta para um problema nunca visto antes, ou seja, calcular corretamente a TBD_r associada a valores de pressão de saturação e de vazão de água saturada diferentes daqueles usados durante a fase de treinamento por meio da simulação recursiva. A resposta da simulação fornecida pela RNA04 (modelo neural com aplicação de 1 *delay* nos sinais de entrada e duas camadas escondidas com 5 e 3 neurônios, respectivamente) está representada na Figura 29.

A comparação entre a série temporal real e aquela calculada pelo modelo neural evidencia que o modelo *offline* falhou na simulação recursiva do teste adicional. O modelo empírico obtido não foi capaz de prever corretamente o comportamento dinâmico da TBD_r a partir das entradas exógenas fornecidas e dos próprios valores de TBD_r calculados e realimentados como sinais de entrada. Percebe-se que nos instantes iniciais da simulação, o modelo conseguiu acompanhar a tendência da série temporal real da remoção de turbidez na saída do flotador, mas após cerca de 500 segundos de simulação a predição passou a fornecer valores bastante destoantes dos *targets* esperados e não se recuperou com o passar do tempo. O MSE calculado para o teste adicional foi igual a 22,8415 e o coeficiente de correlação correspondeu a $R=0,7571$, ambos os parâmetros indicando que a simulação *offline* realizada não foi eficiente.

Figura 29 – Resposta da simulação recursiva com o modelo offline (RNA04) frente a aplicação do teste adicional



Acredita-se que, a partir do momento em que erros mais grosseiros são cometidos pela rede neural, eles são continuamente propagados nas predições seguintes, uma vez que na configuração recursiva as entradas atrasadas referentes à TBD_r consistem na realimentação das predições efetuadas pelo modelo. Isto fica evidente ao se analisar o gráfico dos erros de predição presente na Figura 29. Nota-se que decorridos 500 segundos de simulação, o modelo neural passou a calcular

valores de TBD_r maiores que aqueles observados, o que acarretou no aumento contínuo da amplitude do erro de predição, que chegou a cerca de 12% aos 3500 segundos de simulação.

Para verificar esta hipótese, fez-se uma pequena modificação no *loop* responsável por realizar a realimentação da saída predita pelo modelo neural. Dentro dele, adicionou-se uma variável denominada *desvio*, responsável por quantificar a diferença entre o valor real do *target* que se esperava atingir e o valor atual predito pelo modelo. Feito isso, o desvio foi somado à TBD_r predita no instante t , para que o valor então corrigido fosse realimentado ao modelo como um sinal de entrada. A modificação efetuada no *loop* em questão pode ser visualizada abaixo:

```
for i=1:n
    tbd0=best_net([p(1:end-1,i);tbd0]);
    turbidez(i)=tbd0;
    desvio(i)=(p(end,i)'-turbidez(i));
    tbd0=turbidez(i)+desvio(i);
    time(i+1) = time(i) + 1;
end
```

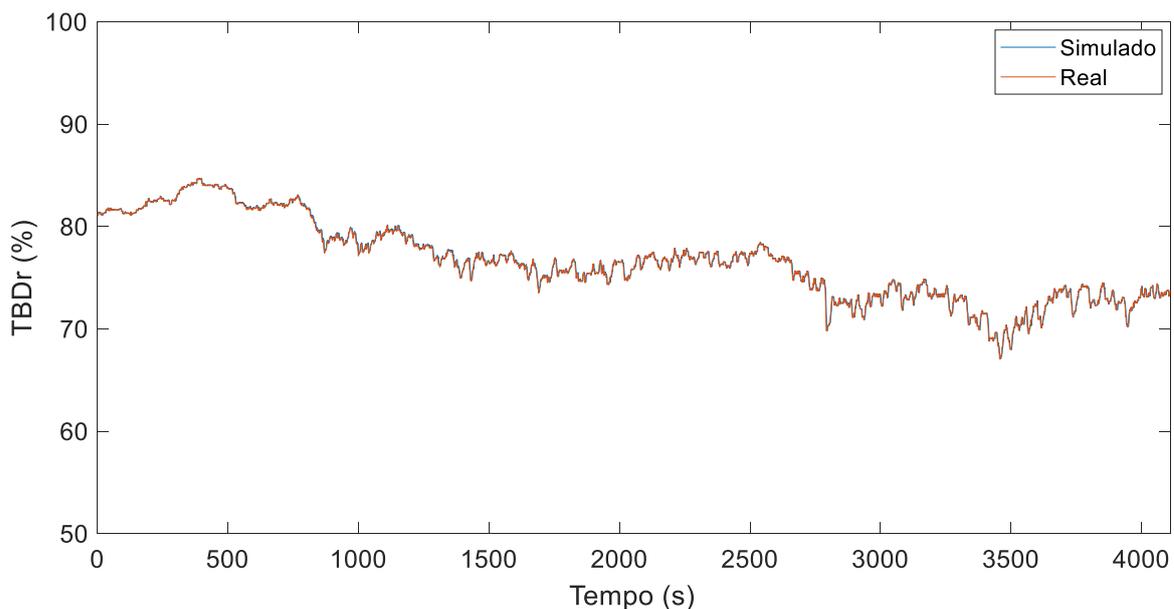
Na Figura 30 encontra-se o resultado obtido. É visualmente perceptível que a implementação das correções contínuas nos valores de TBD_r calculados aumentou consideravelmente a eficiência da predição realizada na simulação *offline* da RNA04. Os parâmetros R e MSE corroboram a observação feita e foram iguais a 0,9964 e 0,6616, respectivamente.

Portanto, este teste confirma a hipótese de que ao longo do processo de retroalimentação do modelo neural, os erros cometidos em predições passadas foram continuamente carregados para os cálculos seguintes, o que interferiu consideravelmente na qualidade da predição feita. Sendo assim, é necessário que o modelo treinado apresente um bom desempenho ao longo de toda a extensão do banco de dados utilizado na etapa de treinamento, para evitar que erros de amplitudes elevadas sejam observados e, conseqüentemente, integrados aos cálculos realizados pelo modelo neural durante a simulação *offline*.

Apesar do acréscimo do desvio calculado ter se mostrado uma estratégia eficiente para auxiliar no desempenho da simulação recursiva, a sua aplicação prática não é viável uma vez que ao se realizar uma simulação totalmente independente do processo, não se conhece quais são *targets* que se desejam alcançar, ou seja, não se sabe qual é a TBD_r para as condições de entrada

simuladas. Portanto, é preciso que maiores esforços sejam empregados na tarefa de promover uma etapa de aprendizagem o mais eficiente possível, para que isso resulte em uma propagação de erros reduzida quando o modelo neural obtido for simulado na configuração recursiva.

Figura 30 – Resposta da simulação recursiva da RNA04 após acréscimo do desvio calculado aos valores de TBD_r preditos para o teste adicional



Diante do que foi exposto, comprovou-se a suposição inicial de que a etapa de treinamento aplicada às topologias dispostas na Tabela 11 não foi realmente efetiva, mesmo que valores razoáveis dos parâmetros R e MSE tenham sido obtidos. Para comprovar este fato, todas as melhores topologias testadas foram submetidas à simulação recursiva utilizando-se o conjunto de dados do teste adicional e todas apresentaram resultados inadequados, conforme consta na Tabela 12.

Como várias topologias distintas foram avaliadas, onde variaram-se a quantidade de atrasos temporais aplicados aos *inputs*, a quantidade de camadas escondidas e o número de neurônios em cada uma delas, acredita-se que a inabilidade do modelo em performar a simulação *offline* da TBD_r não foi uma questão topológica, ou relativa à arquitetura escolhida. Retomando-se a análise estatística anteriormente apresentada neste trabalho, é preciso avaliar que apesar da pressão de saturação, P , e da vazão de água saturada, Q_{sat} , terem apresentado

influência significativa quanto à remoção de turbidez atingida pela água tratada ao final do processo de flotação por ar dissolvido, os efeitos calculados foram de baixas magnitudes, em torno de 2 e 3%.

Tabela 12 – Resultados da simulação *offline* das topologias avaliadas utilizando-se o conjunto de dados do teste adicional

RNA03 (Treinamento com BD01)			
Delays aplicados aos inputs	Neurônios na camada escondida	R	MSE
1	03	0,2689	59,1224
1	05	0,2391	58,3730
3	5 x 1	0,2991	57,4004
5	10	0,2369	54,7979
RNA04 (Treinamento com BD02)			
Delays aplicados aos inputs	Neurônios na camada escondida	R	MSE
1	12	0,4103	29,9014
1	5 x 3	0,7571	22,8415
3	15	0,3255	37,3201
5	20	0,4223	34,2341

Desta forma, é possível que o conjunto de entradas exógenas composto apenas por P , Q_{sat} e TBD_e , não forneceu informações suficientes para que a rede neural fosse capaz de processar corretamente a influência que os sinais de entrada exercem na dinâmica apresentada pela remoção de turbidez da água tratada na saída do tanque de flotação. No trabalho de Silvestre (2018), o planejamento experimental efetuado resultou em variáveis ligadas à etapa de coagulação e floculação com efeitos bastante significativos, como as vazões empregadas dos agentes coagulante e floculante.

Diante disso, mesmo que a padronização do tratamento químico tenha sido mantida igual e constante em todos os experimentos realizados, levanta-se a possibilidade de que alguma variável representativa desta etapa do processo seja fornecida à rede neural juntamente com as outras entradas exógenas. Conjuntamente a isso, os mesmos procedimentos adotados para a obtenção dos bancos de dados para o treinamento dos modelos empíricos poderiam ser aplicados a outras faixas de turbidez de entrada da água bruta sintética preparada, aumentando-se o número de informações disponíveis para uso durante o treinamento dos modelos neurais e permitindo a análise da influência de mais este fator quanto à eficiência de remoção de turbidez promovida pelo protótipo de FAD.

6 CONCLUSÃO

No presente trabalho fez-se o estudo da aplicação de redes neurais artificiais, para realizar a modelagem empírica do comportamento dinâmico apresentado por um protótipo de flotação por ar dissolvido (FAD) em termos da remoção de turbidez atingida. Para isso, ensaios foram realizados em um sistema de FAD em escala de bancada, para a obtenção dos bancos de dados necessários para a realização da etapa de treinamento dos modelos neurais propostos e para que a influência de parâmetros de operação da unidade experimental fosse avaliada.

Com relação às variáveis estudadas neste projeto, a pressão de saturação, P , e a vazão de água saturada, Q_{sat} , observou-se que a combinação de pressões de 5, 6 e 7 bar com vazões de água saturada iguais a 0,32, 0,38 e 0,44 L/min (o correspondente a 16, 19 e 22% de fração de reciclo, respectivamente) resultaram em uma etapa de flotação eficiente, na qual houve a formação de uma camada de flotado na superfície do tanque de flotação e ocorreu a produção de uma água tratada com remoções de turbidez acima de 60% após o tanque de flotação e acima de 90% após passar pelo filtro de areia.

Além disso, verificou-se que a vazão de microbolhas injetada na zona de contato e a pressão aplicada ao vaso de saturação são parâmetros que exercem influência no valor da remoção de turbidez atingida após a flotação. Por meio da análise estatística preliminar realizada, comprovou-se que a remoção de turbidez na unidade em estudo, TBD_r , aumenta cerca de $2,12 \pm 0,69\%$ quando a pressão é elevada de 6 para 7 bar, assim como a TBD_r também se eleva em média $2,70 \pm 0,69\%$ quando a vazão de água saturada passa de 0,38 para 0,44 L/min. Sendo assim, os dois primeiros objetivos específicos deste trabalho foram alcançados.

Após a obtenção dos bancos de dados, os modelos neurais propostos foram treinados para mapear as relações existentes entre a pressão de saturação, a vazão de água saturada, a turbidez de entrada da água bruta e a remoção de turbidez atingida ao final do processo. O modelo *online* contou com atraso temporal de 1 *delay* aplicado aos sinais de entrada e 3 neurônios na camada escondida, e durante a etapa de treinamento obteve-se que $R=0,9996$ e $MSE=0,0136$. Já o modelo *offline* apresentou melhores resultados com duas camadas escondidas, compostas por 5 e 3 neurônios cada, mas também com aplicação de apenas 1 *delay* aos *inputs*. No treinamento deste, obteve-se que $R=0,9996$ e $MSE=0,0313$. Estes resultados foram

indicativos de que a arquitetura recorrente com atrasos temporais aplicados aos sinais de entrada mostrou-se efetiva, de modo que ambos os modelos foram capazes de assimilar a dinâmica da TBD_r em relação às condições operacionais utilizadas (P , Q_{sat} e TBD_e) durante a etapa de treinamento.

O modelo *online* mostrou-se bastante eficiente durante a aplicação do teste adicional, apresentando $R=0,9989$ e $MSE=0,0299$. Comprovada a eficiência da construção de modelos empíricos que podem funcionar como simuladores *online* do processo de FAD, ou seja, serem utilizados concomitantemente à realização de um ensaio experimental, é possível expandir os trabalhos que vêm sendo realizados pelo grupo de pesquisa do LCAP/FEQ/UNICAMP. Neste sentido, estudos nas áreas de controle, automação e otimização de processos (áreas nas quais um modelo representativo do sistema costuma ser necessário) poderão ser desenvolvidos visando o aumento da eficiência e a busca por melhores condições de operação da unidade de FAD. Sendo assim, o terceiro e quarto objetivos específicos propostos foram atingidos para o modelo *online*.

Entretanto, o modelo *offline* (RNA04) dedicado à simulação recursiva do comportamento dinâmico da TBD_r não se mostrou eficiente quando submetido à etapa de teste adicional. Obtiveram-se um baixo valor do coeficiente de correlação igual a 0,7571 e um elevado valor de MSE correspondente a 22,8415, indicando que a predição não foi eficiente quando os próprios sinais de saída calculados pela RNA foram retroalimentados como sinais de entrada atrasados no tempo. Comprovou-se que a ineficiência do modelo quando simulado de maneira totalmente independente do processo ocorreu devido à contínua propagação dos erros de predição observados, uma vez que cada valor de TBD_r predito e destoante do valor real foi realimentado aos neurônios da primeira camada escondida, o que proporcionou um acúmulo de erros a cada nova predição realizada pelo modelo neural.

Conclui-se que a modelagem empírica por meio de redes neurais artificiais do comportamento dinâmico da remoção de turbidez promovida por um protótipo de flotação por ar dissolvido mostrou-se bastante promissora, principalmente quanto ao desenvolvimento de um modelo dinâmico para a simulação em tempo real do processo em estudo. Quanto à simulação recursiva, realizada de maneira independente da execução de ensaios experimentais, acredita-se que seja necessário ampliar a matriz de sinais de entrada apresentada à RNA durante a etapa de treinamento, para que os erros de predição resultantes sejam os menores

possíveis e, portanto, não sejam continuamente propagados e acumulados quando a própria TBD_r calculada for retroalimentada como um sinal de entrada do modelo.

6.1 Sugestões para trabalhos futuros

Diante dos resultados obtidos neste projeto, percebeu-se que vários estudos ainda podem ser realizados visando-se o melhor entendimento do processo de flotação por ar dissolvido e dos fenômenos associados a ele. Sendo assim, seguem algumas sugestões para trabalhos futuros:

- Realização de ensaios com perturbações no valor da turbidez de entrada da água bruta, para simulação de condições chuvosas e extremas, mas também para a avaliação do efeito que esta variável exerce na dinâmica do processo de flotação apresentado pela unidade em estudo;
- Ampliação da faixa de condições operacionais dos ensaios experimentais visando a coleta de mais informações para construção de outros modelos neurais que englobem todo o *range* operacional do protótipo;
- Análise do comportamento do modelo *offline* em uma simulação recursiva, após a ampliação da quantidade de entradas exógenas apresentadas à RNA durante a etapa de treinamento;
- Implementação de técnicas de controle avançado, como controle preditivo (MPC), para controle da turbidez final da água tratada utilizando-se o modelo neural *online* obtido;
- Implementação de um sistema de captação de imagens para quantificação das microbolhas geradas e para o acompanhamento da distribuição de tamanhos das mesmas;
- Projeto de uma malha de controle multivariável que leve em consideração tanto o tratamento químico inicial quanto o processo físico de flotação em si e atue no sistema de modo a aumentar a eficiência de remoção das impurezas presentes na água bruta em tratamento.

REFERÊNCIAS

AFONSO, Júlio Carlos. Água: A crise hídrica e a disponibilidade de água para as necessidades humanas. **Revista de Química Industrial**, Rio de Janeiro, n. 4, p. 4-9, jan. 2015.

AMERICAN PUBLIC HEALTH ASSOCIATION (APHA). **Standard methods for the examination of water and wastewater**. 21 ed. Washington: 2005.

BARROS NETO, Benício de; SCARMINIO, Ieda S.; BRUNS, Roy E. **Como fazer experimentos: Pesquisa e desenvolvimento na ciência e na indústria**. 2. ed. Campinas: Editora Unicamp, 2002.

BARROZO, Marcos A.; LOBATO, Fran S. Multi-objective optimization of column flotation of an igneous phosphate ore. **International Journal of Mineral Processing**, v. 146, p. 82-89, jan. 2016.

BEHIN, Jamshid; BAHRAMI, S. Modeling an industrial air flotation tank used for separating oil from wastewater. **Chemical Engineering and Processing**, v. 59, p. 1-8, set. 2012.

BRASIL. Ministério da Saúde. **Portaria de Consolidação nº 5**, de 28 de setembro de 2017.

BRATBY, John. **Coagulation and Flocculation: with emphasis on water and wastewater treatment**. 1 ed. England: Uplands Press, 1980.

CARVALHO, Maria Teresa; DURÃO, Fernando. Control of a flotation column using fuzzy logic inference. **Fuzzy Sets and Systems**, Lisboa, v. 125, n. 1, p. 121-133, jan. 2002.

CHAPRA, Steven C.; CANALE, Raymond P. **Métodos numéricos para engenharia**. 5 ed. Porto Alegre: AMGH, 2011.

CRITTENDEN, John C. et al. **Water treatment: Principles and design**. 3. ed. New Jersey: John Wiley & Sons, 2012.

DASSEY, Adam; THEEGALA, Chandra. Optimizing the air dissolution parameters in an unpacked dissolved air flotation system. **Water**, v. 4, n. 4, p. 1-11, 27 dez. 2011.

EDZWALD, James K. Principles and applications of dissolved air flotation. **Water Science and Technology**, v. 31, n. 3-4, p. 1-23, 1995.

EDZWALD, James K. Dissolved air flotation and me. **Water Research**, v. 44, n. 7, p. 2077-2106, abr. 2010.

EDZWALD, James K.; HAARHOFF, Johannes. **Dissolved air flotation for water clarification**. 1 ed. New York: McGraw-Hill, 2011.

FONSECA, Rodolpho R. **Monitoramento e controle avançado aplicados à flotação por ar dissolvido**. 2017. 159 f. Tese (Doutorado) - Curso de Engenharia Química, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2017.

FUKUSHI, Ken-ichi; TAMBO, Norihito; MATSUI, Yoshihiko. A kinetic model for dissolved air flotation in water and wastewater treatment. **Water Science and Technology**, v. 31, n. 3-4, p. 37-47, 1995.

HAMED, Maged M.; KHALAFALLAH, Mona G.; A HASSANIEN, Ezzat. Prediction of wastewater treatment plant performance using artificial neural networks. **Environmental Modelling & Software**, v. 19, n. 10, p. 919-928, out. 2004.

HAYKIN, Simon. **Neural networks and learning machines**. 3 ed. New Jersey: Prentice Hall, 2009.

JUSTINA, Marciel D. et al. Using vegetable tannin and polyaluminium chloride as coagulants for dairy wastewater treatment: A comparative study. **Journal of Water Process Engineering**, v. 25, p. 173-181, out. 2018.

LABIDI, Jalel et al. Predicting flotation efficiency using neural networks. **Chemical Engineering and Processing: Process Intensification**, v. 46, n. 4, p. 314-322, abr. 2007.

LIAO, Yinfei et al. Simulating a fuzzy level controller for flotation columns. **Mining Science and Technology**, v. 21, n. 6, p. 815-818, nov. 2011.

MAENG, Min-soo et al. Effect of DAF configuration on the removal of phosphorus and organic matter by a pilot plant treating combined sewer overflows. **International Biodeterioration & Biodegradation**, v. 124, p. 17-25, out. 2017.

MAIER, Holger et al. Use of artificial neural networks for predicting optimal alum doses and treated water quality parameters. **Environmental Modelling & Software**, v. 19, n. 5, p. 485-494, maio 2004.

RICHTER, Carlos A. **Água: Métodos e tecnologia de tratamento**. 1. ed. São Paulo: Blucher, 2009.

RUSSELL, Stuart J.; NORVIG, Peter. **Artificial Intelligence: A modern approach**. 3. ed. New Jersey: Prentice Hall, 2010.

SALARI, Marjan et al. Quality assessment and artificial neural networks modeling for characterization of chemical and physical parameters of potable water. **Food and Chemical Toxicology**, v. 118, p. 212-219, ago. 2018.

SARKAR, Archana; PANDEY, Prashant. River water quality modelling using artificial neural network technique. **Aquatic Procedia**, v. 4, p. 1070-1077, 2015.

SHAMMAS, Nazih K.; BENNETT, Gary F. Principles of Air Flotation Technology. In: WANG, Lawrence K. et al. **Handbook of Environmental Engineering: Flotation Technology**. New York: Humana Press, 2010. p. 1-41. (Volume 12).

SILLANPÄÄ, Mika et al. Removal of natural organic matter in drinking water treatment by coagulation: A comprehensive review. **Chemosphere**, v. 190, p. 54-71, jan. 2018.

SILVA, Ivan N.; SPATTI, Danilo H.; FLAUZINO, Rogério A. **Redes neurais artificiais para engenharia e ciências aplicadas**. 1 ed. São Paulo: Artliber, 2010.

SILVESTRE, Carolina F. **Determinação experimental das condições operacionais em uma planta piloto de flotação por ar dissolvido**. 2018. 88 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Química, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2018.

SINGH, Kunwar P. et al. Artificial neural network modeling of the river water quality – A case study. **Ecological Modelling**, v. 220, n. 6, p. 888-895, mar. 2009.

STEFANESCU, Mihai et al. Drinking water treatment with recovered flocculant from alumina fabrication process. **Journal of Environmental Protection and Ecology**, v. 16, n. 4, p. 1509-1514, nov. 2015.

TAKAHASHI, Teruo; MIYAHARA, Toshiro; MOCHIZUKI, Hiroaki. Fundamental study of bubble formation in dissolved air pressure flotation. **Journal of Chemical Engineering of Japan**, v. 12, n. 4, p. 275-280, 1979.

TANSEL, Berrin; PASCUAL, Beth. Removal of emulsified fuel oils from brackish and pond water by dissolved air flotation with and without polyelectrolyte use: Pilot-scale investigation for estuarine and near shore applications. **Chemosphere**, v. 85, n. 7, p. 1182-1186, nov. 2011.

TCHOBANOGLIOUS, George; BURTON, Franklin L. **Wastewater Engineering: Treatment, disposal, reuse**. 3. ed. New York: Mcgraw-Hill, 1991.

WIOR, Ireneus R. et al. Modeling and control of an experimental pH neutralization plant using neural networks based approximate predictive control. In: Virtual Control Conference, 2010, Aalborg. **Proceedings**. Aalborg University Press, 2010. p. 12-18.

YIN, Chun-yang. Emerging usage of plant-based coagulants for water and wastewater treatment. **Process Biochemistry**, v. 45, n. 9, p. 1437-1444, set. 2010.

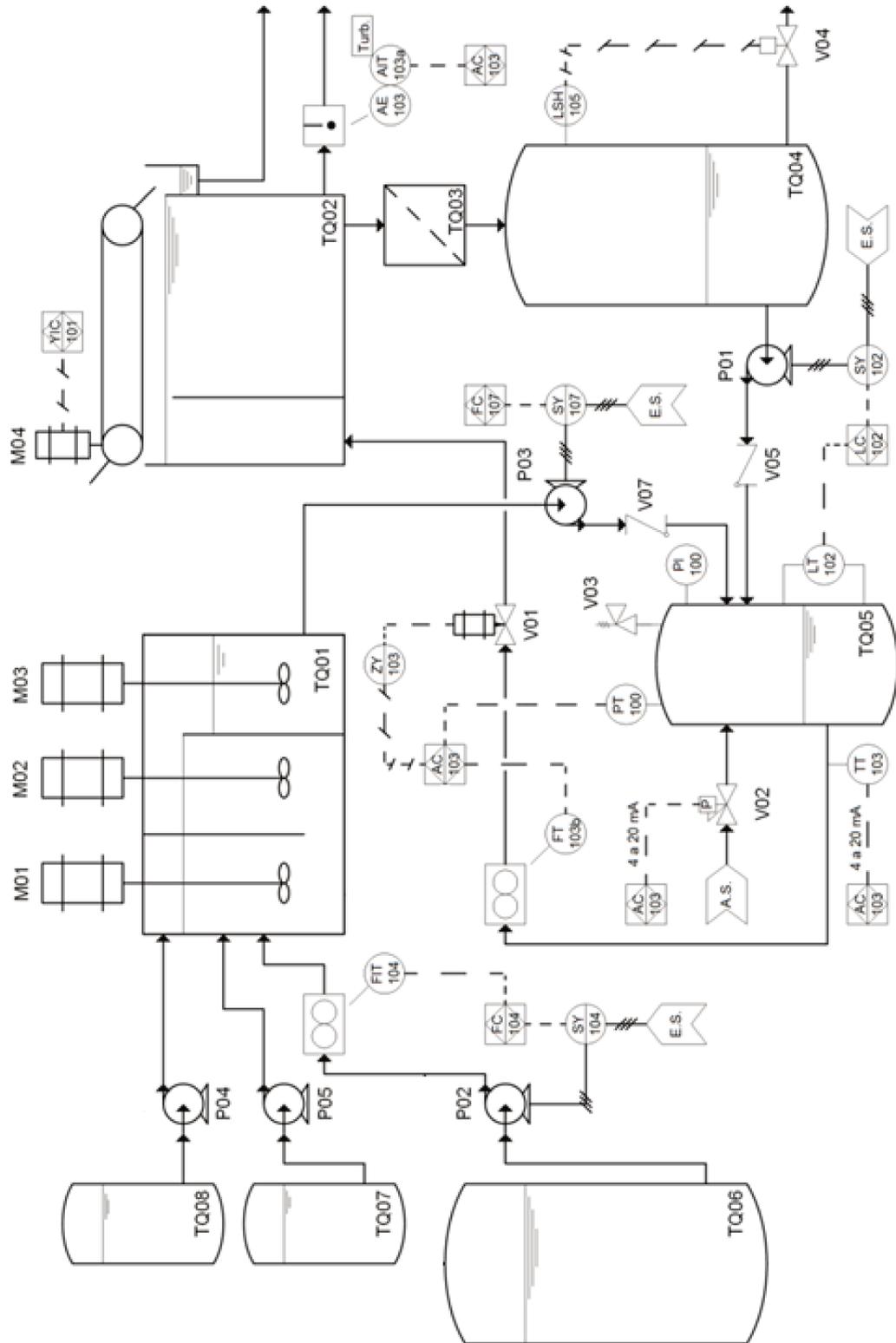
YONG CHUNG et al. A demonstration scaling-up of the dissolved air flotation. **Water Research**, v. 34, n. 3, p. 817-824, 15 fev. 2000.

YU, Dingli; GOMM, James. B.; WILLIAMS, David. On-line predictive control of a chemical process using neural network models. **IFAC Proceedings Volumes**, v. 32, n. 2, p. 4347-4352, jul. 1999.

ZABEL, Thomas. The Advantages of Dissolved-air Flotation for Water Treatment. **American Water Works Association**, v. 77, n. 5, p. 42-46, mai. 1985.

APÊNDICE A

Figura 31A – P&ID do protótipo de flotação por ar dissolvido do LCAP/FEQ/UNICAMP



Fonte: Adaptado de FONSECA, 2017.

Tabela 13A – Lista dos equipamentos, atuadores e sensores do protótipo de FAD

Equipamentos			
Equipamento	Modelo	Marca	Características
Floculador (TQ01)	-	-	Volume de 30 L
Flotador (TQ02)	-	-	Volume de 67,2 L
Filtro de areia (TQ03)	-	-	Volume de 5,65 L
Tanque de água filtrada (TQ04)	-	-	Volume de 25 L
Vaso saturador (TQ05)	-	-	Volume de 4,4 L
Tanque de efluente (TQ06)	-	-	Volume de 1000 L
Tanque de coagulante (TQ07)	-	-	Volume de 1 L
Tanque de floculante (TQ08)	-	-	Volume de 1 L
Válvula agulha (V01)	SS-ORM2	Swagelok®	$C_v = 0,09$
Válvula de alívio (V03)	VAS 175	Belton®	0 - 12 bar
Válvula solenoide (V04)	20BF073TF	Parker®	0 - 4,8 L/min
Válvula de retenção (V05)	PN16	Deca®	Bitola de ½"
Válvula de retenção (V07)	PN16	Deca®	Bitola de ½"
Motor de passo (MP)	DMX-K-DRV-23	Arcus®	32000 passos
Agitador pá tipo plana (M01)	RZR 2051	Heidolph®	0 - 2000 rpm
Agitador pá tipo hélice (M02)	712	Fisatom®	0 - 1000 rpm
Agitador pá tipo hélice (M03)	695433	Fisatom®	0 - 1000 rpm
Motor de 24 Vcc (M04)	-	-	0 - 300 rpm
Bomba de engrenagens (P01)	GC-M23-JVS-6	Micropump®	3 L/min
Bomba centrífuga (P02)	Hydrobloc P500T	KSB®	60 L/min
Bomba diafragma (P03)	PD64	Sodi Scientifica®	1 L/min
Bombas dosadoras (P04 e P05)	7016-52	Masterflex®	5000 rpm
CLP (AC103)	X20 CP1585	B&R®	-
Atuadores			
Equipamento	Modelo	Marca	Características
Inversor de frequência (SY102)	VLT 2800	Danfoss®	0 - 60 Hz
Inversor de frequência (SY104)	VLT Micro Drive	Danfoss®	0 - 60 Hz
Inversor de frequência (SY107)	CFW 10 Easydrive	WEG®	0 - 60 Hz
Válvula reguladora de pressão (V02)	P3HPA12AD2VD1A	Parker®	0 - 10 bar
Controlador do driver (ZY103)	ACE-SXC 485	Arcus®	-
Sensores			
Equipamento	Modelo	Marca	Características
Turbidímetro online (AIT103a)	Microtol 4	HF Scientific®	0 - 1000 NTU
Med. vazão eletromagnético (FIT104)	VMS Pro 1000	Incontrol®	0 - 10 m/s
Med. de vazão de turbina (FT103b)	FLR1009ST-I	Omega®	0,05 - 0,5 L/min
Transm. de pressão abs. (PT100)	NP430D	Novus®	0 - 20 bar
Manômetro (PI100)	18-013-212	Norgren®	0 - 11 bar
Transm. de pressão dif. (LT102)	692900007141	Huba Control®	0 - 100 mbar

APÊNDICE B

CÓDIGO IMPLEMENTADO NO MATLAB® R2017b PARA TREINAMENTO,
VALIDAÇÃO E TESTE PRIMÁRIO DOS MODELOS NEURAIIS

```
% Código válido para aplicação de 1 delay nos sinais de entrada

clc
clear

% Upload do banco de dados
filename='bd02_1d.xlsx';
dados=xlsread(filename);

% Normalização do banco de dados
dados=dados';
[ndados,ps]=mapminmax(dados);
ndados=ndados';

%% Divisão dos dados para treinamento, validação e teste

% Treinamento
p=ndados(1:14494,1:end-1)';
t=ndados(1:14494,end)';

% Validação
val.P=ndados(14495:17361,1:end-1)';
val.T=ndados(14495:17361,end)';

% Teste primário
test.P=ndados(17362:end,1:end-1)';
test.T=ndados(17362:end,end)';

%% Treinamento da rede neural utilizando-se NEWFF

% Criação da RNA para o fitting entre entradas e saídas
net=newff(minmax(p), [1 1], {'tansig' 'purelin'}, 'trainlm');
net.trainParam.lr = 0.05;
net.trainParam.epochs = 2000;
net.trainParam.goal = 1e-4;

% Treinamento da rede
for i=1:20
    net = init(net);
    [net,tr] = train(net, p, t, [], [], val, test);
    record(i)=tr;
    treino=sim(net,p);
    erro_t(i)=mse(net,t,treino);
    rede{i} = net;
end
```

```

% Determinação da RNA que apresentou menor erro no treinamento
minimo = min(min(erro_t));
[j]=find(erro_t==minimo);

% Salvando as informações da melhor rede
best_net=rede{j};
data_bestnet=record(j);

% Simulação da melhor RNA para construção dos gráficos referentes ao
treinamento
treino1=sim(rede{j},p);
valid=sim(rede{j},val.P);
teste=sim(rede{j},test.P);
allx=[t val.T test.T];
ally=[treino1 valid teste];

% Gráficos de acompanhamento da etapa de treinamento
figure(1);
plotregression(t,treino1,'Treinamento',val.T,valid,'Validação',test.T,teste
,'Teste',allx,ally,'Completo');
figure(2); plotperform(record(j));
figure(3); plottrainstate(record(j));

% Teste da melhor rede treinada com os dados do próprio treinamento
(cenário ideal)

% Modelo online
rna=sim(rede{j},p);
n=length(p);
time=1:1:n;
time=time';
rna=rna';
t=t';

% Desnormalização da turbidez calculada e gráficos de acompanhamento do
modelo online
mint=min(dados(end,:));
maxt=max(dados(end,:));
rna_on=postmnmx(rna,mint,maxt);
erro_treino_on=mse(rede{j},dados(end,1:n),rna_on);
figure(4); plotregression(dados(end,1:n),rna_on);
figure(5); plot(time,rna_on,time,dados(end,1:n));
legend('Simulado','Real');

% Modelo offline (retroalimentação)
tbd0=p(end,1);
time(1)=0;

for i=1:n
    tbd0=best_net([p(1:end-1,i);tbd0]);
    turbidez(i)=tbd0;
    time(i+1) = time(i) + 1;
end

% Desnormalização da turbidez calculada (modelo offline) e gráficos de
acompanhamento do teste ideal
rna_off=postmnmx(turbidez,mint,maxt);
erro_treino_off=mse(rede{j},dados(end,1:n),rna_off);
figure(6); plotregression(dados(end,1:n),rna_off);

```

```
figure(7); plot(time(1:end-1),rna_off',time(1:end-1),dados(end,1:n)');
legend('Simulado','Real');

% Teste adicional da melhor rede treinada

filename='teste_ld.xlsx';
dadost=xlsread(filename);

% Normalização do banco de dados
dadost=dadost';
[dadostn,ps]=mapminmax(dadost);
dadostn=dadostn';

pt=dadostn(:,1:end-1)';
tt=dadostn(:,end)';
n=length(pt);

mintt=min(dadost(end,:));
maxtt=max(dadost(end,:));

tbd0t=pt(end,1);
time1(1)=0;

for i=1:n
    tbd0t=best_net([pt(1:end-1,i);tbd0t]);
    turbidezt(i)=tbd0t;
    time1(i+1) = time1(i) + 1;
end

% Desnormalização da turbidez calculada e gráficos de acompanhamento do
teste adicional
rna_offt=postmnmx(turbidezt,mintt,maxtt);
erro_teste_extra=mse(rede{j},dadost(end,1:n),rna_offt)
figure(8); plotregression(dadost(end,1:n),rna_offt);
figure(9); plot(time1(1:end-1),rna_offt',time1(1:end-1),dadost(end,1:n)');
legend('Simulado','Real'); axis([0 4110 40 100]);
```

APÊNDICE C

**MATRIZES DE PESOS E *BIAS* DAS MELHORES TOPOLOGIAS ENCONTRADAS
PARA OS MODELOS *ONLINE* E *OFFLINE***

Abaixo seguem as tabelas contendo as matrizes de pesos e *bias* para o modelo *online* (RNA02) com $\Delta t = 1$ segundo.

Tabela 14C – Matriz de pesos da camada escondida do modelo *online*

Neurônios	$P(t)$	$P(t-1)$	$Q_{sat}(t)$	$Q_{sat}(t-1)$	$TBD_e(t)$	$TBD_e(t-1)$	$TBD_r(t-1)$
1	0,0013	-0,0011	0,0092	-0,0096	-0,1892	0,1893	-0,2143
2	0,0114	0,0011	-0,8207	-1,0431	1,0249	0,5338	0,4698
3	0,1754	-0,1609	0,5815	-0,5959	-1,2791	1,2804	0,6508

Tabela 15C – Matriz de pesos da camada de saída do modelo *online*

Neurônios	Pesos		
1	0,0013	-0,0011	0,0092

Tabela 16C – *Bias* das camadas escondida e de saída do modelo *online*

Camada escondida	
Neurônio	Bias
1	0,1702
2	0,0108
3	1,9334
Camada de saída	
Neurônio	Bias
1	-0,2088

Abaixo seguem as tabelas contendo as matrizes de pesos e *bias* para o modelo *offline* (RNA04) com $\Delta t = 1$ segundo.

Tabela 17C – Matriz de pesos da primeira camada escondida do modelo *offline*

Neurônios	$P(t)$	$P(t-1)$	$Q_{sat}(t)$	$Q_{sat}(t-1)$	$TBD_e(t)$	$TBD_e(t-1)$	$TBD_r(t-1)$
1	0,0114	-0,0025	-0,0108	0,0142	-0,0274	0,0272	0,4634
2	-1,0869	-0,2279	-1,0633	-1,1720	-1,2480	-0,7655	0,3214
3	1,0637	1,6121	-0,2541	-0,2089	-0,3938	-0,5499	-0,0035
4	0,0237	-0,0159	-0,0435	0,0407	0,4570	-0,4674	1,4855
5	-0,4165	0,1329	0,9367	-1,1272	1,3702	-1,0458	-0,5567

Tabela 18C – Matriz de pesos da segunda camada escondida do modelo *offline*

Neurônios	Pesos				
1	-2,0506	-0,0010	0,0017	-0,1251	-0,4176
2	1,0608	0,2926	0,0091	-1,9408	-1,0172
3	-0,9791	1,5762	-0,1301	1,0944	0,6666

Tabela 19C – Matriz de pesos da camada de saída do modelo *offline*

Neurônios	Pesos		
1	-2,1156	-0,6302	0,3358

Tabela 20C – *Bias* das camadas escondidas e de saída do modelo *offline*

Primeira camada escondida	
Neurônio	Bias
1	1,0492
2	-0,0278
3	-0,0756
4	-0,7233
5	-2,1427
Segunda camada escondida	
Neurônio	Bias
1	1,2357
2	0,5693
3	-2,4388
Camada de saída	
Neurônio	Bias
1	1,2132