



**UNIVERSIDADE FEDERAL DA BAHIA  
ESCOLA POLITÉCNICA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA INDUSTRIAL**

**WILSON MENDES CAVALCANTE**

**REDES NEURAS ARTIFICIAIS COMO FERRAMENTA DE  
AUXÍLIO NA OPERAÇÃO E CONTROLE DA ESTAÇÃO DE  
TRATAMENTO DE ÁGUA DE PALMEIRA DOS ÍNDIOS**

Salvador  
2018

**WILSON MENDES CAVALCANTE**

**REDES NEURAIS ARTIFICIAIS COMO FERRAMENTA DE  
AUXÍLIO NA OPERAÇÃO E CONTROLE DA ESTAÇÃO DE  
TRATAMENTO DE ÁGUA DE PALMEIRA DOS ÍNDIOS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Industrial (PEI), Escola Politécnica, Universidade Federal da Bahia, como requisito parcial para obtenção de grau de Mestre em Engenharia Industrial.

Orientadores: Prof. Dr. Marcus Vinícius  
Americano da Costa Filho  
Prof. Dr. Tito Luis Maia  
Santos

Salvador  
2018

Modelo de ficha catalográfica fornecido pelo Sistema Universitário de Bibliotecas da UFBA para ser confeccionada pelo autor

Cavalcante, Wilson Mendes  
Redes neurais artificiais como ferramenta de auxílio na operação e controle da estação de tratamento de água de Palmeira dos Índios / Wilson Mendes Cavalcante. Salvador 2018  
76 f.

Orientador: Prof. Dr. Marcus Vinícius Americano Da Costa Filho  
Coorientador: Prof. Dr. Tito Luis Maia Santos

Dissertação (Mestrado - Engenharia Industria) -- Universidade Federal da Bahia, Escola Politécnica - Universidade Federal da Bahia, 2018.

1.Tratamento de Água. 2.Produtos Químicos. 3.Redes Neurais Artificiais. 4.Predição. I. Da Costa Filho, Marcus Vinícius Americano. II. Santos, Tito Luis Maia. III. Título.

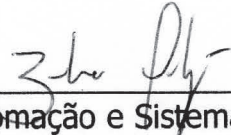
# REDES NEURAIS ARTIFICIAIS COMO FERRAMENTA DE AUXÍLIO NA OPERAÇÃO E CONTROLE DA ESTAÇÃO DE TRATAMENTO DE ÁGUA DE PALMEIRA DOS ÍNDIOS

**WILSON MENDES CAVALCANTE**

Dissertação submetida ao corpo docente do programa de pós-graduação em Engenharia Industrial da Universidade Federal da Bahia como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de mestre em Engenharia Industrial.

Examinada por:

Prof. Dra. Karla Patrícia S. O. Rodríguez Esquerre   
Doutora em Engenharia Química pela Universidade Estadual de Campinas, UNICAMP,  
Brasil, 2003.

Prof. Dr. Bernardo Ordoñez   
Doutor em Engenharia de Automação e Sistemas pela Universidade Federal de Santa  
Catarina, UFSC, Brasil, 2013.

Prof. Dr. Israel Crescêncio da Costa   
Doutor em Química pela Universidade Federal de Pernambuco, UFPE, Brasil, 2004.

Salvador, BA - BRASIL  
Fevereiro/2018

A

Otoniel, meu amado pai (in memoriam), por todo esforço e dedicação.

Lara, minha filha querida, por me mostrar que a doçura da vida está nas coisas mais simples, como em um sorriso.

## **AGRADECIMENTOS**

Primeiro a Deus, que sempre me guiou ao longo da minha vida, colocando pessoas fantásticas no meu caminho que serviram de suporte para que eu conseguisse alcançar os meus objetivos.

A minha mãe, meu pai (In memoriam), meus irmãos e minha esposa, pelo apoio durante todo o mestrado.

Ao meu grande amigo professor mestre Carlos Guedes, por todo o apoio que foi dado durante esta caminhada.

À professora doutora Karen Pontes, por ter acreditado e lutado pela concretização de uma ideia.

Ao IFAL, por ter nos dado condições de vencermos essa escalada.

À CASAL, pela disponibilização das informações e dados necessários para o desenvolvimento deste trabalho.

Aos meus orientadores, que sempre estiveram dispostos e disponíveis para as contribuições necessárias.

À professora e grande amiga mestra Edmara Drigo, por toda ajuda dada.

Ao professor doutor Marcelo Embiruçu, por todo apoio e dedicação no decorrer de todo curso.

Ao professor doutor Robson Magalhães, pelas ajudas e dicas imprescindíveis.

Ao professor e amigo mestre Emerson Felipe, pelas orientações e ajudas durante esta caminhada.

A todos os funcionários ligados ao PEI, que de forma direta ou indiretamente contribuíram com a minha formação.

Muito obrigado por possibilitarem o meu crescimento profissional e pessoal.

CAVALCANTE, Wilson Mendes. Redes Neurais Artificiais como ferramenta de auxílio na operação e controle da Estação de Tratamento de Água de Palmeira dos Índios. 76 f. il. 2018. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Industrial (PEI), Escola Politécnica, Universidade Federal da Bahia, Salvador, 2018.

## RESUMO

O acesso à água é um direito fundamental e, ao mesmo tempo, uma preocupação crescente da humanidade. Questões relativas ao abastecimento, qualidade e quantidade da água distribuída foram desenvolvidas e discutidas com maior intensidade nas últimas décadas por órgãos regulamentadores, pela academia e pela sociedade em geral. Esta dissertação deu ênfase ao processo do sistema de tratamento de água para o abastecimento da cidade de Palmeira dos Índios, no estado de Alagoas. A Estação de Tratamento de Água, objeto desse estudo, é do tipo compacta, realizando três processos: coagulação, filtração ascendente e desinfecção, com uma capacidade máxima de tratamento para 500m<sup>3</sup>/h. Como o sistema de tratamento é todo manual, no caso de oscilação na qualidade da água e anormalidades na operação, os ajustes são morosos e desordenados, afetando a qualidade da água distribuída além do desperdício de produtos químicos. O objetivo deste trabalho foi desenvolver uma ferramenta de auxílio na operação da Estação utilizando Redes Neurais Artificiais para o sistema de coagulação e para o sistema de desinfecção. Os modelos desenvolvidos são utilizados como ferramenta de predição para os operadores na estabilização do sistema, melhorando os índices de controle de qualidade da água distribuída e minimizando o custo operacional. O estudo de caso foi desenvolvido com base nos dados disponibilizados pela Companhia. Foram analisados relatórios gerenciais e registros dos operadores e utilizado o software MATLAB<sup>®</sup> para construção das redes neurais. Os modelos desenvolvidos apresentaram resultados satisfatórios para suas saídas, comprovados em testes realizados na prática. Esses valores gerados pelas Redes Neurais Artificiais foram aplicados nos sistemas de controle da Estação e obtiveram resultados finais dentro dos padrões estabelecidos de potabilidade de água para o consumo humano, ratificando a utilidade dos modelos desenvolvidos.

Palavras-chave: Tratamento de Água. Produtos Químicos. Redes Neurais Artificiais. Predição.

CAVALCANTE, Wilson Mendes. Artificial Neural Networks as an aid tool in the operation and control of the Water Treatment Station of Palmeira dos Indios. 76 pp. ill. 2018. Master Dissertation – Postgraduate Program in Industrial Engineering (PEI), Polytechnic School, Federal University of Bahia, Salvador, 2018.

## **ABSTRACT**

The access to water is a fundamental right and at the same time a growing concern of humanity. Issues related to the supply, quality and quantity of distributed water were developed and discussed more intensively in recent decades by regulators, academy and society in general. This paper emphasizes the process of the water treatment system for the supply of the city of Palmeira dos Indios, in the state of Alagoas. The Water Treatment Station - the object of this study - is of the compact type, performing three processes: coagulation, upward filtration and disinfection, with a maximum treatment capacity of 500m<sup>3</sup> / h. As the treatment system is all manual, in the case of oscillation in the water quality and abnormalities in the operation, the adjustments are slow and disorderly, affecting the quality of the water distributed in addition to waste of chemicals. The objective of this work has been to develop a tool to aid in the operation of the Station using Artificial Neural Networks for the coagulation system and the Station disinfection system. The developed models are used as a prediction tool for operators in stabilizing the system, improving the quality control indices of the distributed water and minimizing the operational cost. The case study was developed based on data provided by the company. Management reports and operator records were analyzed and MATLAB<sup>®</sup> software was used for the construction of Neural Networks. The developed models presented satisfactory results for their outputs, proven in tests performed in practice. Those values generated by the Artificial Neural Networks were applied in the Station control systems and obtained final results within the established standards of water potability for human consumption, ratifying the usefulness of the developed models.

Keywords: Water Treatment. Chemicals. Artificial neural networks. Prediction.



## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

<b>Figura 1</b> - Diagrama em blocos do tratamento de água da ETA de Palmeira dos Índios .....	17
<b>Figura 2</b> - Filtros Ascendentes da ETA de Palmeira dos Índios .....	24
<b>Figura 3</b> - Diagrama em blocos do sistema de adição de coagulante .....	25
<b>Figura 4</b> - Reservatório Interno de Sulfato Líquido .....	25
<b>Figura 5</b> - Bomba Dosadora de Sulfato .....	26
<b>Figura 6</b> - Conjuntos Motobombas de Lavagem dos Filtros de Fibra da ETA .....	26
<b>Figura 7</b> - Diagrama em blocos do sistema de desinfecção .....	27
<b>Figura 8</b> - Sistema de Cloração da ETA de Palmeira dos Índios .....	27
<b>Figura 9</b> - Válvulas de Controle Manual do Sistema de Cloro .....	28
<b>Figura 10</b> - Componentes de um neurônio biológico .....	31
<b>Figura 11</b> - Modelo de um neurônio artificial .....	32
<b>Figura 12</b> - Função Limiar .....	34
<b>Figura 13</b> - Função Sinal .....	34
<b>Figura 14</b> - Função Linear .....	35
<b>Figura 15</b> - Função Sigmóide com diferentes inclinações .....	35
<b>Figura 16</b> - Função Tangente Sigmóide .....	36
<b>Figura 17</b> - Representação do modelo inverso do processo .....	39
<b>Figura 18</b> - Representação do comportamento do operador .....	39
<b>Figura 19</b> - Representação do sistema proposto .....	40
<b>Figura 20</b> - Gráfico do modelo de predição dos ajustes (bomba dosadora) do sistema de injeção de sulfato de alumínio líquido da ETA de Palmeira dos Índios RNA feedback .....	47
<b>Figura 21</b> - Gráfico do modelo de predição dos ajustes (bomba dosadora) do sistema de injeção de sulfato de alumínio líquido da ETA de Palmeira dos Índios RNA feedforward .....	47
<b>Figura 22</b> - Gráfico dos resíduos dos dados de treinamento do sistema de coagulação .....	49
<b>Figura 23</b> - Gráfico dos resíduos dos dados de validação do sistema de coagulação .....	49
<b>Figura 24</b> - Gráfico dos resíduos dos dados de teste do sistema de coagulação .....	50
<b>Figura 25</b> - Gráfico do modelo de predição dos ajustes do sistema de adição de cloro gasoso da ETA de Palmeira dos Índios RNA feedback .....	52
<b>Figura 26</b> - Gráfico do modelo de predição dos ajustes do sistema de adição de cloro gasoso da ETA de Palmeira dos Índios RNA feedforward .....	52
<b>Figura 27</b> - Gráfico dos resíduos dos dados de treinamento do sistema de desinfecção .....	54
<b>Figura 28</b> - Gráfico dos resíduos dos dados de validação do sistema de desinfecção .....	54

<b>Figura 29</b> - Gráfico dos resíduos dos dados de teste do sistema de desinfecção.....	55
<b>Figura 30</b> - Gráfico do modelo do sistema de controle com RNA feedback (cloro residual).....	58
<b>Figura 31</b> - Gráfico do modelo do sistema de controle com RNA feedback (turbidez) .....	59
<b>Figura 32</b> - Gráfico dos resíduos dos dados de treinamento do sistema de desinfecção .....	60
<b>Figura 33</b> - Gráfico dos resíduos dos dados de validação do sistema de desinfecção.....	61
<b>Figura 34</b> - Gráfico dos resíduos dos dados de teste do sistema de desinfecção.....	61
<b>Figura 35</b> - Gráfico dos resíduos dos dados de treinamento do sistema de coagulação .....	62
<b>Figura 36</b> - Gráfico dos resíduos dos dados de validação do sistema de coagulação.....	62
<b>Figura 37</b> - Gráfico dos resíduos dos dados de teste do sistema de coagulação.....	63
<b>Figura 38</b> - Gráfico da reação a um degrau da saída do sistema de desinfecção da ETA .....	66
<b>Figura 39</b> - Gráfico da reação a um degrau da saída do sistema de coagulação da ETA .....	66
<b>Figura 40</b> - Gráfico comparativo do controlador PI do sistema de cloro em função de $\lambda$ .....	68
<b>Figura 41</b> - Sinal de controle PI do sistema de desinfecção da ETA.....	68
<b>Figura 42</b> - Gráfico comparativo do controlador PI do sistema de sulfato em função de $\lambda$ .....	69
<b>Figura 43</b> - Sinal de controle PI do sistema de coagulação da ETA.....	69
<b>Gráfico 1</b> - Vazão de chegada ( $m^3/h$ ) na ETA - Sistema Carangueja. ....	42
<b>Gráfico 2</b> - Turbidez da água bruta na chegada da ETA - Sistema Carangueja. ....	42
<b>Gráfico 3</b> - Injeção de sulfato líquido no sistema (l/h).....	43
<b>Gráfico 4</b> - Turbidez de saída (água tratada) da ETA - Sistema Carangueja.....	43
<b>Gráfico 5</b> - Cloro residual na ETA em função do número de amostras.....	44

## LISTA DE TABELAS

<b>Tabela 1</b> - Comparação estatística dos valores do modelo do sistema de coagulação .....	48
<b>Tabela 2</b> - Comparação estatística dos valores de sensibilidade das variáveis de entrada do sistema de coagulação.....	50
<b>Tabela 3</b> - Resultados dos testes práticos realizados - sistema de coagulação .....	51
<b>Tabela 4</b> - Comparação estatística dos valores do modelo do sistema de desinfecção.....	53
<b>Tabela 5</b> - Comparação estatística dos valores de sensibilidade das variáveis de entrada do sistema de desinfecção .....	55
<b>Tabela 6</b> - Resultados dos testes práticos realizados - sistema de desinfecção .....	56
<b>Tabela 7</b> - Comparação estatística dos valores do modelo do sistema de desinfecção.....	59
<b>Tabela 8</b> - Comparação estatística dos valores do modelo do sistema de coagulação .....	60
<b>Tabela 9</b> - Comparação estatística dos valores de sensibilidade das variáveis de entrada do sistema de desinfecção .....	63
<b>Tabela 10</b> - Comparação estatística dos valores de sensibilidade das variáveis de entrada do sistema de coagulação.....	64
<b>Tabela 11</b> - Resultados dos testes práticos realizados sistema de desinfecção .....	65
<b>Tabela 12</b> - Resultados dos testes práticos realizados sistema de coagulação .....	65
<b>Tabela 13</b> - Resultados dos ganhos dos controladores PI pelo método IMC .....	67
<b>Tabela 14</b> - Comparação entre os índices de desempenho IAE e ISE do sistema de desinfecção.....	70
<b>Tabela 15</b> - Comparação entre os índices de desempenho IAE e ISE do sistema de coagulação.....	70

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
$Al_2(SO_4)_3$	Sulfato de Alumínio
CASAL	Companhia de Saneamento de Alagoas
$Cl_2$	Gás Cloro
cv	Cavalo Vapor
ETA	Estação de Tratamento de Água
IA	Inteligência Artificial
IAE	Integral do Erro Absoluto
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IMC	Internal Model Control (método do modelo interno)
ISE	Integral do Erro Quadrático
MCP	McCulloch e Pitts
MIMO	Multiple Input Multiple Output
MS	Ministério da Saúde
OMS	Organização Mundial da Saúde
pH	Potencial Hidrogeniônico
PI	Proporcional Integral
PID	Proporcional Integral Derivativo
PPM	Parte por Milhão
PSA	Planos de Segurança da Água
RNA	Rede Neural Artificial
SNIS	Sistema Nacional de Informações sobre Saneamento
Ti	Tempo integral
uT	Unidade de Turbidez

## LISTA DE SIMBOLOS

$y_k$	Sinal de saída predito pelo neurônio k
$\Sigma$	Somatório
$X_i$	Entrada i do neurônio
$W_{ki}$	Peso associado à entrada i do neurônio k
$\theta_k$	Limiar de excitação do neurônio k
$b_k$	Bias do neurônio k
$u_k$	Resultado do somatório das entradas vezes seus respectivos pesos mais as bias
$y(u)$	Função de ativação
$u(t)$	Saída do controlador
$K_p$	Ganho proporcional do controlador
$K_i$	Ganho integral do controlador
$\theta$	Tempo morto
$\tau$	Constante de tempo
$K$	Ganho
$\lambda$	Lambda

# SUMÁRIO

<b>1. INTRODUÇÃO</b> .....	15
1.1. CONTEXTUALIZAÇÃO DA ETA.....	18
1.2. JUSTIFICATIVA.....	19
1.3. OBJETIVOS .....	20
<b>1.3.1. Objetivos Gerais</b> .....	20
<b>1.3.2. Objetivos Específicos</b> .....	20
1.4. ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO.....	21
<b>2. DESCRIÇÃO DO PROCESSO</b> .....	22
2.1. ESTRUTURA DA ETA.....	23
2.2. SISTEMAS DE ABASTECIMENTO DA ETA .....	24
2.3. PROCESSOS DE TRATAMENTO DA ETA.....	24
<b>3. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS</b> .....	29
3.1. NEURÔNIOS BIOLÓGICOS .....	30
3.2. NEURÔNIOS ARTIFICIAIS: MODELO MCP .....	31
3.3. FUNÇÕES DE ATIVAÇÃO .....	33
3.4. PRINCIPAIS ARQUITETURAS DE RNAs.....	36
3.5. APRENDIZADO DE RNAs.....	37
3.6. APLICAÇÃO DAS REDES NEURAIS ARTIFICIAIS.....	38
<b>4. FERRAMENTA DE AUXÍLIO BASEADA EM RNA</b> .....	41
4.1. COLETA E ANÁLISE DOS DADOS.....	41
4.2. APRESENTAÇÃO DOS MODELOS: RESULTADOS OBTIDOS.....	44
<b>4.2.1. Divisão dos Dados</b> .....	45
<b>4.2.2. Topologia das Redes (Camadas e Número de Neurônios)</b> .....	45
<b>4.2.3. Redes Neurais para o Sistema de Coagulação</b> .....	46
<b>4.2.4. Análise Estatística do modelo escolhido para o sistema de coagulação</b> .....	48
<b>4.2.5. Testes práticos realizados sistema de coagulação</b> .....	51
<b>4.2.6. Redes Neurais para o Sistema de Desinfecção</b> .....	52
<b>4.2.7. Análise Estatística do modelo escolhido para o sistema de desinfecção</b> .....	53
<b>4.2.8. Testes práticos realizados sistema de desinfecção</b> .....	56
4.3. ESTUDO DE UM SISTEMA DE CONTROLE PARA A ETA VIA RNA.....	56
<b>4.3.1. Topologia das Redes (Camadas e Número de Neurônios)</b> .....	58
<b>4.3.2. Análise Estatística dos modelos</b> .....	59
<b>4.3.3. Testes práticos realizados</b> .....	64

4.4.	SIMULAÇÃO DE CONTROLE AUTOMÁTICO: ETA PALMEIRA DOS ÍNDIOS.....	65
<b>5.</b>	<b>CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS</b> .....	<b>71</b>
5.1.	RECOMENDÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS.....	72
5.2.	PUBLICAÇÕES VINCULADAS À PESQUISA.....	73
<b>6.</b>	<b>REFERÊNCIAS</b> .....	<b>74</b>

## 1. INTRODUÇÃO

Uma preocupação crescente da humanidade diz respeito ao direito fundamental do acesso à água. Questões relativas ao abastecimento, qualidade e quantidade da água distribuída são desenvolvidas e discutidas com maior intensidade nas últimas décadas por órgãos regulamentadores, pela academia e pela sociedade em geral.

Os percentuais globais de água própria para uso são apresentados por Americano da Costa (2017):

É possível citar alguns dados alarmantes que servem de conscientização e justificam a necessidade de implantação de estratégias que racionalizam o uso da água. Aproximadamente, 97,5% da água do planeta é salgada, e portanto imprópria para uso agrícola, industrial e humano. Além disso, 1,75% está em forma de gelo ou neve e, do restante, 99% são águas subterrâneas. Ou seja, menos de 0,0001% da água da Terra está nos lagos e rios.

O ministério da Saúde, no ano de 2006 já discutia em seu documento denominado Vigilância e Controle da Qualidade da Água para Consumo Humano a respeito da qualidade da água que sai das estações de tratamento. Conforme Brasil (2006):

A qualidade da água tem sido comprometida desde o manancial, pelo lançamento de efluentes e resíduos, o que exige investimentos nas estações de tratamento e alterações na dosagem de produtos para se garantir a qualidade da água da saída das estações. (p. 19)

Neste documento é nítida a preocupação com a necessidade de investimento na infraestrutura dessas estações e alterações na dosagem de produtos devido ao comprometimento da qualidade da água desde o manancial, onde efluentes e resíduos são lançados. Já que se tenha conhecimento de que a água pode veicular um grande número de enfermidades causadas por ingestão de água contaminada, pela quantidade insuficiente de água que gera hábitos higiênicos insatisfatórios, dentre outras, mesmo assim, as ações de controle e vigilância da qualidade da água, segundo o documento supracitado, têm sido “extremamente tímidas”.

Em Alagoas, dos 102 municípios existentes, 76 municípios são abastecidos pela Companhia de Saneamento de Alagoas (CASAL), havendo a captação de água



bruta nos seus mananciais, seguido do seu tratamento nas Estações de Tratamento de Água (ETAs) e posterior distribuição para o consumo humano.

Para uma melhor gestão da Companhia, esta é dividida em regiões (Unidades de Negócios), essas regiões são responsáveis pela gestão operacional e financeira de uma dada quantidade de cidades. Neste grupo de Unidades de Negócios, temos a Região Serrana, responsável pelo abastecimento de água das seguintes cidades: Anadia, Capela, Estrela de Alagoas, Mar Vermelho, Maribondo, Minador do Negrão, Palmeira dos Índios, Paulo Jacinto, Pindoba e Quebrangulo.

Na região Serrana, existem dois tipos de estações de tratamento de água:

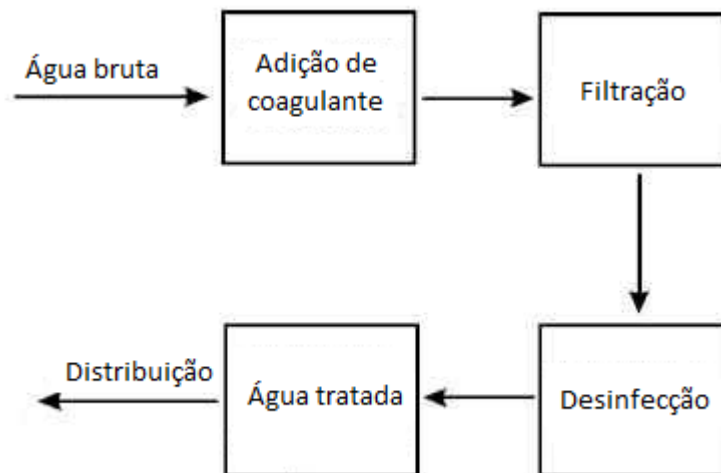
1. ETAs convencionais ou de tratamento completo formado por seis etapas:
  - Processo de coagulação – dá-se por meio da adição de um coagulante, visa aglomerar as partículas, aumentando o seu volume e peso, permitindo que a gravidade possa agir;
  - Processo de floculação – a água é agitada lentamente, para favorecer a união das partículas de sujeira, formando os flocos;
  - Processo de decantação – a água não é mais agitada e os flocos vão se depositando no fundo, separando-se da água;
  - Processo de filtração – a água já decantada passa por um filtro, que retira da água os flocos que não foram decantados na fase anterior e alguns microrganismos;
  - Processo de desinfecção (cloração) – a água filtrada está limpa, mas ainda pode conter microrganismos causadores de doenças. Por isso, ela recebe cloro, que mata os microrganismos;
  - Processo correção de pH – a correção de pH é feita quando se coloca cal hidratada ou carbonato de sódio.
2. ETAs compactas de filtração direta ascendente fazem o tratamento da água apenas com as etapas de coagulação, filtração ascendente e desinfecção, com processo de tratamento ilustrado na Figura 1.

Este trabalho dará ênfase no processo do sistema de tratamento de água para abastecimento da cidade de Palmeira dos Índios, localizada na região agreste do estado. Que conta com uma população estimada em aproximadamente 74 mil

habitantes, conforme dados do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) do ano 2016.

A Estação de Tratamento de Água local, no ano de 2000, passou por mudanças significativas na sua estrutura física e de tratamento por necessidades operacionais. Foi transformada de uma ETA convencional de tratamento completo para uma ETA compacta, por necessidade de aumentar sua capacidade de tratamento que, até então, era de apenas 250 m<sup>3</sup>/h, passando para os atuais 500 m<sup>3</sup>/h com tal mudança. Mesmo assim, na cidade, ainda há racionamento de água e todo o seu sistema de controle - regulagem dos produtos químicos (ajuste da válvula de adição de cloro gasoso e da bomba de injeção de sulfato líquido de alumínio) - é feito de forma manual e empírica, fato este que em vários momentos causa dificuldades nos ajustes para os operadores e pode elevar os custos operacionais e diminuir a qualidade da água distribuída.

**Figura 1** - Diagrama em blocos do tratamento de água da ETA de Palmeira dos Índios



Fonte: Autor.

Na Figura 1 temos a representação em blocos do sistema de tratamento da ETA, em que a estação recebe água bruta, vinda da Barragem da Carangueja, com uma vazão média de 450 m<sup>3</sup>/h. Na chegada desta é adicionado sulfato de alumínio como coagulante do sistema, sendo que após um tempo de aproximadamente sete minutos, essa água passa pelo processo de filtração, depois, pelo processo de desinfecção, por último é reservada e posteriormente distribuída para a população.

Este trabalho será voltado aos sistemas de coagulação e desinfecção da ETA, pois na presença de perturbações em qualquer parte do sistema (mudança na

turbidez da água bruta, vazão, etc.), a água será distribuída com qualidade duvidosa, nestes casos, o operador terá dificuldade para fazer os ajustes ideais.

Buscou-se desenvolver um estudo de caso na ETA de Palmeira dos Índios, criando uma ferramenta de auxílio à operação da Estação baseada em Redes Neurais Artificiais (RNAs) para modelar os sistemas. As RNAs têm como atrativo a capacidade de armazenar conhecimento através de treinamento e de generalizar as informações aprendidas, para a criação dos modelos utilizou-se dados temporais dos sistemas de tratamento da ETA. Para o funcionamento das RNAs os operadores deverão informar os valores das entradas das redes (dados da água bruta e valores estabelecidos para a saída), a rede apontará quais serão os valores de ajustes indicados para a dada situação e o operador fará a análise e os ajustes definidos pela rede.

### 1.1. CONTEXTUALIZAÇÃO DA ETA

A Estação de Tratamento de Água de Palmeira dos Índios, localizada no bairro do Alto do Cruzeiro. Desde a sua idealização, passou por mudanças significativas na sua estrutura física e de tratamento de água, provenientes das necessidades operacionais.

Segundo informações técnicas disponibilizadas pelos coordenadores da Empresa, até o início do ano 2000, a Estação era do tipo convencional com tratamento completo (coagulação, floculação, decantação, filtração descendente, desinfecção e correção de pH), tratando a água proveniente da Barragem da Carangueja, tendo capacidade máxima de tratamento de apenas 250 m<sup>3</sup>/h, vazão limitada pela capacidade máxima do sistema de filtragem.

Com o crescimento da população, houve um aumento considerável no consumo de água, surgiu então a necessidade da implementação de um racionamento de água muito severo. Visando aumentar o volume de água a ser distribuída, a ETA convencional passou a ser do tipo compacta, realizando três processos: coagulação, filtração ascendente e desinfecção, com isso, aumentando a capacidade de tratamento para 500 m<sup>3</sup>/h. Porém, devido à limitação da capacidade de tratamento e à falta de espaço físico para uma nova ampliação, o racionamento continuou. No ano de 2008 começou a construção de um novo sistema de captação e outra ETA localizada na cidade de Quebrangulo, a 28 quilômetros de distância,

com a finalidade de complementar a vazão necessária para o abastecimento de Palmeira dos Índios.

O novo sistema começou a operar em fevereiro de 2010 e, com isso, a ETA de Palmeira dos Índios passou a ser alimentada por dois sistemas: um é proveniente da Barragem do Rio Carangueja que alimenta a Estação com água bruta com vazão média de 450 m<sup>3</sup>/h; o outro é oriundo da Barragem do Rio Caçamba, que alimenta a Estação com água tratada com vazão média de 280 m<sup>3</sup>/h.

## 1.2. JUSTIFICATIVA

Mesmo com as mudanças estruturais citadas, o controle dos processos de tratamento na ETA ainda é feito de forma manual, não há um controle eficaz no processo, pois os operadores fazem verificações no sistema a cada três horas. Havendo alguma oscilação no sistema, mudança na qualidade da água captada, vazamentos na adutora ou necessidade de manutenção em algum equipamento do sistema de bombeamento ou adutor, os ajustes para a correção desses problemas serão feitos de forma morosa e desordenada, por meio dos seus conhecimentos, refletindo na qualidade da água distribuída e diretamente no consumo de produtos químicos utilizados. Para Menezes (2011), esta mudança abrupta exige uma ação rápida para que a qualidade da água tratada não seja comprometida, bem como a operação de toda a planta em alguns casos.

Por falta de um controle mais eficiente, atualmente os ajustes manuais (regulagem no consumo de produtos químicos) e as coletas para leituras dos índices de qualidade são realizadas a cada três horas, pois os operadores não fazem nenhum tipo de teste para identificação da turbidez, quando os mesmos têm maiores dificuldades, solicitam que o técnico em química do laboratório faça os testes necessários, no laboratório tem turbidímetros digitais, medidor de cloro digital e jar test, com isso, há uma variação significativa na qualidade da água distribuída, além de aumento nas perdas operacionais (desperdícios de produtos químicos) podendo haver uma elevação no número de doenças causadas pela má qualidade da água distribuída para a população. Segundo Drigo (2016), na região atendida pela ETA de Palmeira dos Índios, de 2013 até agosto de 2016 foram atendidos 83.441 casos de diarreia com mais de 50 mortes decorrentes de complicações da enfermidade. Conforme o Sistema Nacional de Informações sobre Saneamento (SNIS) nos anos

de 2014 e 2015 foram analisadas 776 amostras para o cloro residual nas redes de distribuição da cidade de Palmeira dos Índios, das quais 57 apresentaram resultados fora dos padrões. No mesmo período, estas mesmas amostras foram analisadas no quesito de turbidez, 170 amostras apresentaram resultados fora dos padrões.

As principais consequências das falhas nos ajustes são:

- No sistema de coagulação havendo uma elevação considerável na injeção de sulfato, poderá causar saturação dos filtros, provocando ineficiência dos mesmos no processo de filtração, sendo necessário efetuar lavagens extras, fora da programação normal. Se houver uma redução, a floculação será reduzida e como resultado, teremos a distribuição de água com turbidez elevada e conseqüentemente, fora dos padrões;
- No sistema de desinfecção havendo um sobreajuste na adição de cloro gasoso, ocorrerá um aumento considerável no cloro residual, bem como, diminuição do pH da água, tornando esta imprópria para o consumo humano. Se houver uma redução, a água será distribuída com teor de cloro abaixo do regulamentado, podendo provocar inúmeras doenças à população.

A partir desses pontos apresentados, buscou-se desenvolver modelos neurais para auxiliar os operadores nos ajustes dos consumos de produtos químicos utilizados no tratamento de água na ETA, minimizando os efeitos das oscilações do sistema, possibilitando a diminuição dos custos operacionais provenientes do desperdício de produtos químicos, melhorando a qualidade da água distribuída.

### 1.3. OBJETIVOS

#### 1.3.1. Objetivos Gerais

Desenvolver modelos baseados em redes neurais artificiais para predição dos ajustes de consumo dos produtos químicos da ETA de Palmeira dos Índios, para serem utilizados como ferramentas de auxílio na operação dos processos de desinfecção e coagulação da Estação.

#### 1.3.2. Objetivos Específicos

- Analisar o processo atual de tratamento de água em Palmeira dos Índios.

- Desenvolver modelos por meio de RNAs para o sistema de tratamento da ETA.
- Testar os modelos desenvolvidos.

#### 1.4. ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

Esta dissertação é composta por 05 capítulos. Os temas foram abordados de acordo com a pertinência para esta discussão e proposta.

- Capítulo 1 – O Capítulo 1 apresenta a Introdução do Tema, a Contextualização da ETA, Motivação, Objetivos e Estrutura da Dissertação;
- Capítulo 2 – O Capítulo 2 apresenta os Principais Pontos da Portaria 2914/2011 do Ministério da Saúde, Estrutura, Sistemas de Abastecimento e a Descrição do Processo de Tratamento da ETA de Palmeira dos Índios;
- Capítulo 3 – O Capítulo 3 apresenta um Referencial Teórico sobre Redes Neurais Artificiais;
- Capítulo 4 – O Capítulo 4 apresenta o Desenvolvimento do Modelo Proposto, Análise dos Dados e Apresentação dos Modelos desenvolvidos;
- Capítulo 5 – O Capítulo 5 apresenta a Conclusão da Dissertação, Propostas, Trabalhos Futuros, e por fim, as Publicações Resultantes da Pesquisa.

## 2. DESCRIÇÃO DO PROCESSO

O objetivo deste capítulo é discorrer sobre as exigências estabelecidas na portaria nº 2914/2011, a estrutura da ETA e seus sistemas de abastecimento.

Atualmente os procedimentos de controle e vigilância da qualidade da água para consumo humano e seu padrão de potabilidade são regidos pela portaria do MS nº 2914/2011, tendo fundamentação nas recomendações dos Guias de Qualidade da Água para Consumo Humano da Organização Mundial da Saúde (OMS).

Esta Portaria é um instrumento normativo a ser utilizado por todos os setores que possuem interface na garantia do abastecimento de água com qualidade e regularidade, buscando um efetivo exercício do controle e da vigilância da qualidade da água para consumo humano, prevenindo a ocorrência de doenças e agravos associados à água fornecida fora do padrão estabelecido, garantindo assim a promoção da saúde da população.

Para tal, esta portaria define os critérios para operação de sistemas de abastecimento de água para consumo humano, apresentando seus principais pontos resumidamente conforme descrição a seguir.

**Art. 13.** Compete ao responsável pelo sistema ou solução alternativa coletiva de abastecimento de água para consumo humano:

- I. Exercer o controle da qualidade da água;
- II. Garantir a operação e a manutenção das instalações destinadas ao abastecimento de água potável em conformidade com as normas técnicas da Associação Brasileira de Normas Técnicas (ABNT) e das demais normas pertinentes;
- III. Manter e controlar a qualidade da água produzida e distribuída, nos termos desta Portaria, por meio de:
  - a) Controle operacional do(s) ponto(s) de captação, adução, tratamento, reservação e distribuição, quando aplicável;
  - b) Exigência, junto aos fornecedores, do laudo de atendimento dos requisitos de saúde estabelecidos em norma técnica da ABNT para o controle de qualidade dos produtos químicos utilizados no tratamento de água;

- c) Exigência, junto aos fornecedores, do laudo de inocuidade dos materiais utilizados na produção e distribuição que tenham contato com a água;
- d) Capacitação e atualização técnica de todos os profissionais que atuam de forma direta no fornecimento e controle da qualidade da água para consumo humano;
- e) Análises laboratoriais da água, em amostras provenientes das diversas partes dos sistemas e das soluções alternativas coletivas, conforme plano de amostragem estabelecido nesta Portaria;

Conforme as exigências do padrão de potabilidade, para a garantia da qualidade microbiológica da água, em complementação às exigências relativas aos indicadores microbiológicos, para a Cidade de Palmeira dos Índios, devem ser atendidos os níveis de turbidez com o valor máximo permitido de 05 UT, cloro residual: 0,2 a 2,0 PPM em toda a rede de distribuição e pH: 6,0 a 9,5.

## 2.1. ESTRUTURA DA ETA

A ETA de Palmeira dos Índios é do tipo compacta de filtração direta ascendente, para SILVA, G. G. et. al. (2012), a filtração direta pode ser considerada como uma das principais tecnologias de tratamento de água para abastecimento público. A ETA possui cinco filtros ascendentes, demonstrado na Figura 2, um sistema de injeção de coagulante por meio de sulfato de alumínio  $Al_2(SO_4)_3$  e um sistema para desinfecção que utiliza cloro em gás ( $Cl_2$ ), processo de tratamento da ETA ilustrado em forma de blocos na Figura 1.



**Figura 2** - Filtros Ascendentes da ETA de Palmeira dos Índios



Fonte: Autor.

## 2.2. SISTEMAS DE ABASTECIMENTO DA ETA

Atualmente a ETA é alimentada por dois sistemas, quais sejam: um é proveniente da Barragem do Rio Carangueja que alimenta a Estação com água bruta; o outro é oriundo da Barragem do Rio Caçamba, que alimenta a Estação com água tratada. A água tratada (proveniente do Rio Caçamba) recebe apenas um reforço na cloração para garantir os valores residuais exigidos, logo em seguida é reservada e distribuída para uma parte da cidade. Já a água bruta (vinda da Barragem da Carangueja) passa pelo processo de tratamento, sendo adicionado o coagulante, filtração e desinfecção, conforme comentado anteriormente.

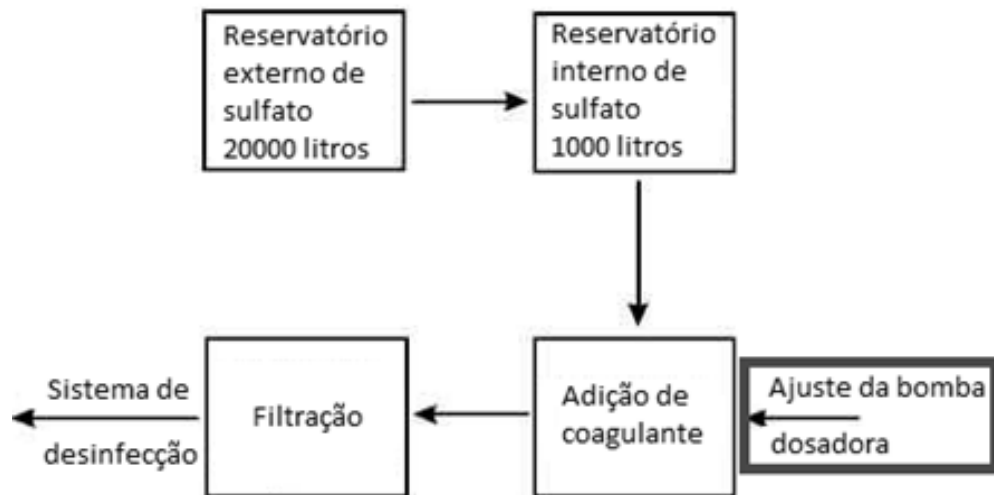
## 2.3. PROCESSOS DE TRATAMENTO DA ETA

Por se tratar de uma ETA compacta, o processo de tratamento é feito por meio de um sistema de coagulação, filtração ascendente e sistema de desinfecção.

O sistema de injeção de coagulantes utiliza como agente sulfato líquido de alumínio  $Al_2(SO_4)_3$ . Esse sistema é composto por um reservatório externo de 20000 litros que alimenta por gravidade o reservatório interno com capacidade de 1000

litros de sulfato. Nesse processo é injetado sulfato na água bruta por meio de uma bomba dosadora pulsante, com regulagem feita por meio de potenciômetros analógicos. Após a floculação, a água passa pelo processo de filtragem, para redução da sua turbidez, conforme ilustrado na Figura 3 e com partes demonstradas nas Figuras 4 e 5, deixando-a pronta para o processo de desinfecção por meio de adição de gás cloro ( $\text{Cl}_2$ ).

**Figura 3** - Diagrama em blocos do sistema de adição de coagulante



Fonte: Autor.

**Figura 4** - Reservatório Interno de Sulfato Líquido



Fonte: Autor.

**Figura 5** - Bomba Dosadora de Sulfato



Fonte: Autor.

O sistema de filtração formado por 05 (cinco) filtros de fibra, apresentado na Figura 2, possuem processo de filtragem ascendente, os compostos do elemento filtrante são formados por camadas de rochas com medidas granulométricas diferentes e com última camada de solo arenoso. No processo de lavagem dos filtros são acionados 02 (dois) conjuntos motobombas de 30 cv, apresentados na Figura 6, além da realização de manobras externas e manuais de válvulas de controle e direcionamento do fluxo da água.

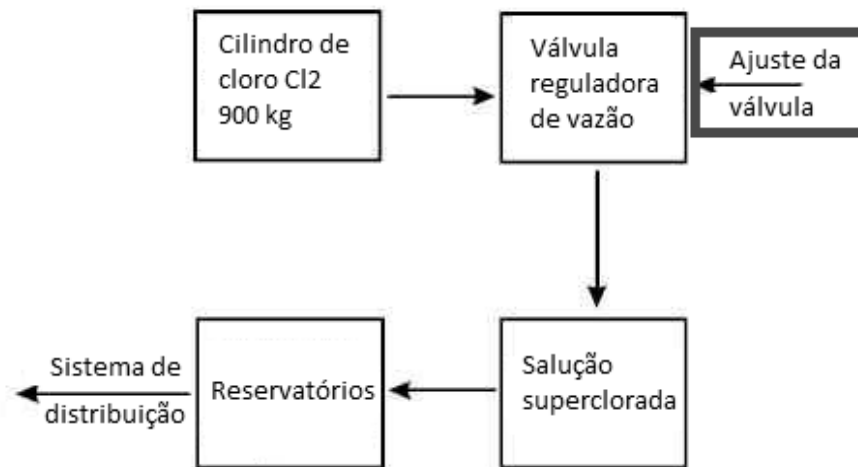
**Figura 6** - Conjuntos Motobombas de Lavagem dos Filtros de Fibra da ETA



Fonte: Autor.

O Processo de cloração funciona por um sistema a vácuo remoto, no qual o gás proveniente do cilindro de 900 kg passa pelo rotâmetro indicativo da vazão de gás cloro até a válvula reguladora de vácuo. Estas são responsáveis pelo ajuste e direcionamento do gás até o ejetor, sendo misturado a um pequeno volume de água que gera uma solução superclorada que será levada por meio de tubulações de pequeno diâmetro até o ponto de aplicação do sistema, ilustrado na Figura 7 e com partes demonstradas nas Figuras 8 e 9.

**Figura 7** - Diagrama em blocos do sistema de desinfecção



Fonte: Autor.

**Figura 8** - Sistema de Cloração da ETA de Palmeira dos Índios



Fonte: Autor.

**Figura 9** - Válvulas de Controle Manual do Sistema de Cloro



Fonte: Autor.

### 3. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

O objetivo deste capítulo é fazer uma breve abordagem sobre Redes Neurais Artificiais, o seu desenvolvimento, estrutura do neurônio artificial, as principais funções de ativação e arquiteturas das redes.

A utilização de RNAs dá-se pelo fato de que seu uso é bastante atrativo na solução de problemas complexos, apresentando um desempenho superior aos modelos convencionais, tendo capacidade de armazenar o conhecimento através dos treinamentos, aprendendo por exemplos, fazendo interpolações e extrapolações do que aprenderam, fornecendo respostas coerentes para resultados desconhecidos. Para Heddam (2011) até agora, a maioria dos modelos de dosagem de coagulantes foram desenvolvidos por meio de redes neurais artificiais.

Considera-se válido iniciar esse estudo com uma definição de Inteligência Artificial (IA) antes de discorrer sobre Redes Neurais Artificiais. Trata-se de um conceito amplo, neste caso o proposto por Rich (1993) melhor se enquadra. Para o autor, Inteligência Artificial é o estudo de como fazer os computadores realizarem tarefas que, no momento, as pessoas fazem melhor.

Segundo Guimarães (2008), a Inteligência Artificial (IA) tem como principal objetivo representar o comportamento humano a partir de modelos computacionais, constituindo-se em campo de pesquisa aberto e dinâmico, tratando do estudo da solução de problemas através da distribuição de conhecimento entre diversas entidades. As Redes Neurais Artificiais são sistemas computacionais inspirados no sistema neural humano. Para Braga (2000), esta forma de computação não algorítmica é caracterizada por sistemas que em algum nível, relembram a estrutura do cérebro humano. Por não ser baseada em regras ou programas, a computação neural se constitui em uma alternativa à computação algorítmica convencional. Outra colocação relevante é a de Wanderley (2011), o autor define as RNAs como:

Sistemas paralelos distribuídos, compostos por unidades de processamento simples (nodos) que calculam determinadas funções matemáticas (normalmente não lineares). Tais unidades são dispostas em uma ou mais camadas e interligadas por um grande número de conexões, geralmente unidirecionais. Na maioria dos modelos estas conexões estão associadas a pesos, os quais armazenam o conhecimento representado no modelo e servem para ponderar a entrada recebida por cada neurônio da rede. (p.2)

A solução de problemas com o uso de RNAs é bastante atrativa, uma vez que a forma como estes são representados internamente pela rede e o paralelismo natural inerente à arquitetura das RNAs criam a possibilidade de um desempenho superior ao dos modelos convencionais. Nas RNAs, o procedimento na solução de problemas passa inicialmente por uma fase de aprendizagem, em que um conjunto de exemplos é apresentado para a rede, que extrai automaticamente as características necessárias para representar a informação fornecida. Estas características são utilizadas posteriormente para gerar respostas para o problema. Soares (2015) trouxe a seguinte contribuição a respeito do armazenamento de conhecimento através das RNAs:

O principal atrativo no uso das Redes Neurais Artificiais está em sua capacidade de armazenar conhecimento através de treinamento e de generalizar as informações aprendidas nesse processo. O poder de generalização está ligado à capacidade de aprender através de um pequeno conjunto de dados conhecido e posteriormente fornecer respostas coerentes para resultados não conhecidos. (p. 3)

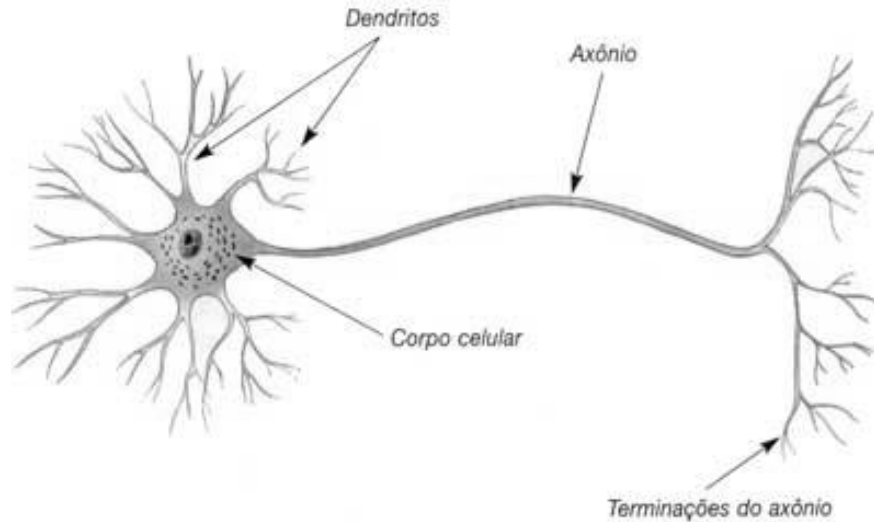
As RNAs são capazes de atuar como mapeadores universais de funções multivariáveis. Outra característica importante é a capacidade de auto-organização e de processamento temporal, que faz das RNAs uma ferramenta computacional extremamente poderosa e atrativa para a solução de problemas complexos. Elas tentam reproduzir as funções das redes biológicas. Buscando implementar seu comportamento básico e sua dinâmica. Porém, do ponto de vista físico, as redes artificiais se diferem bastante das redes biológicas. Para um melhor entendimento, é importante observar as similaridades entre estes dois tipos de sistemas. Como características comuns, pode-se citar que os dois sistemas são baseados em unidades de computação paralela e distribuída que se comunicam por meio de conexões sinápticas, possuem detetores de características, redundância e modularização das conexões. Apesar da pouca similaridade, do ponto de vista biológico, estas características comuns permitem às RNAs reproduzir com fidelidade várias funções das redes biológicas.

### 3.1. NEURÔNIOS BIOLÓGICOS

O cérebro humano é composto por bilhões de neurônios, que se encontram interligados numa rede de comunicação. Conforme Freitas (2011), os neurônios são

divididos em três seções: o corpo celular, os dendritos e o axônio, cada qual com funções específicas, contudo tais funções também são complementares. A Figura 10 ilustra simplificada os componentes de um neurônio biológico.

**Figura 10** - Componentes de um neurônio biológico



Fonte: <http://www.sogab.com.br/anatomia/neuronio.jpg>

Segundo Braga (2000), as sinapses funcionam como válvulas e são capazes de controlar a transmissão de impulsos, isto é, o fluxo da informação entre os nodos na rede neural. O efeito das sinapses é variável, e é esta variação que dá ao neurônio capacidade de adaptação. Sobre os impulsos, o mesmo autor fez a seguinte explanação:

Os dendritos têm por função receber as informações, ou impulsos nervosos, oriundas de outros neurônios e conduzi-las até o corpo celular. Aqui, a informação é processada, e novos impulsos são gerados. Estes impulsos são transmitidos a outros neurônios, passando através do axônio até os dendritos dos neurônios seguintes. (p. 5-6)

No trabalho de Boçois (2012), o ponto de contato entre a terminação axônica de um neurônio e o dendrito de outro é chamado de sinapse. É ela que medeia a iteração entre os neurônios e é pelas sinapses que os neurônios se unem funcionalmente formando as redes neurais.

### 3.2. NEURÔNIOS ARTIFICIAIS: MODELO MCP

No início dos anos 40 dois pesquisadores da área biológica (McCulloch e Pitts) propuseram o primeiro modelo matemático do funcionamento de um neurônio

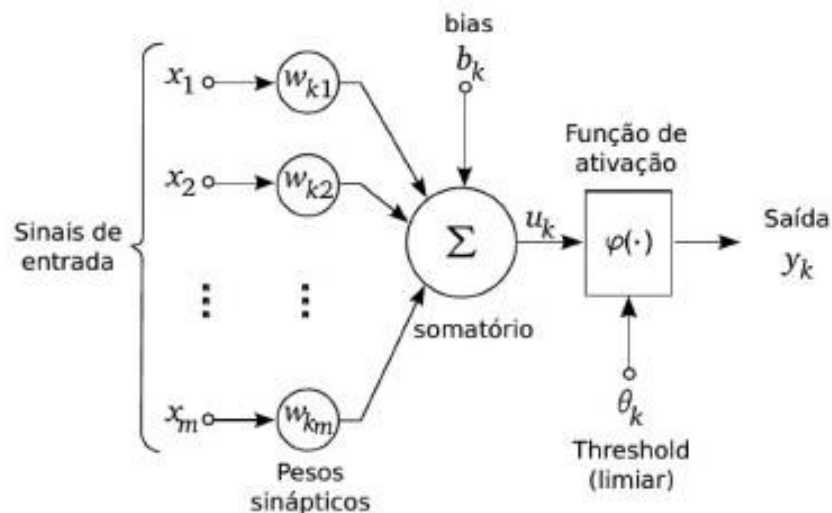


biológico. Este modelo é uma simplificação do que se sabia na época sobre o neurônio biológico.

A descrição matemática de um neurônio artificial resultou em um modelo com  $m$  terminais de entrada  $x_1, x_2, \dots, x_m$  (que representam os dendritos) e apenas um terminal de saída  $y_k$  (representando o axônio). Para emular o comportamento das sinapses, os terminais de entrada do neurônio têm pesos acoplados  $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$  cujos valores podem ser positivos ou negativos.

O efeito de uma sinapse particular  $i$  no neurônio pós-sináptico é dado por  $x_i w_{ki}$ . Os pesos determinam "em que grau" o neurônio deve considerar sinais de disparo que ocorrem naquela conexão. Uma descrição do modelo é ilustrada na Figura 11.

**Figura 11** - Modelo de um neurônio artificial



Fonte: Silva, S. R. E; Schimdt, F. (2016, p. 274).

O corpo do neurônio é emulado por um mecanismo simples que faz a soma dos valores  $x_i w_{ki}$  recebidos pelo neurônio (soma ponderada) e decide se o neurônio deve ou não disparar (saída igual a 1 ou a 0). No modelo proposto por McCulloch e Pitts (MCP), a ativação do neurônio é obtida através da aplicação de uma "função de ativação", que ativa ou não a saída, dependendo do valor da soma ponderada das suas entradas. Na descrição original do modelo MCP, a função de ativação é dada pela função de limiar descrita na Equação 1. O nodo MCP terá então sua saída ativa quando:

$$\sum_{i=1}^m x_i w_{ki} \geq \theta_k \quad (1)$$

Sendo  $m$  é o número de entradas do neurônio,  $w_{ki}$  é o peso associado à entrada  $x_i$  e  $\theta_k$  é o limiar de excitação do neurônio.

McCulloch e Pitts simplificaram seu modelo considerando que os nodos em cada camada da rede disparam sincronamente, com isso, podem-se levantar algumas limitações na descrição do modelo MCP original:

- Redes MCP com apenas uma camada conseguem implementar funções linearmente separáveis;
- Pesos negativos são mais adequados para representar disparos inibidores;
- O modelo foi proposto com pesos fixos, não ajustáveis.

### 3.3. FUNÇÕES DE ATIVAÇÃO

A partir do modelo proposto por McCulloch e Pitts, foram derivados vários outros modelos que permitem a produção de uma saída qualquer, não necessariamente zero ou um, e com diferentes funções de ativação. A seguir serão apresentados os tipos mais comuns das funções de ativação.

- Função Limiar: Também conhecida como função de Heaviside, definida pela Equação 2 e ilustrada pela Figura 12.

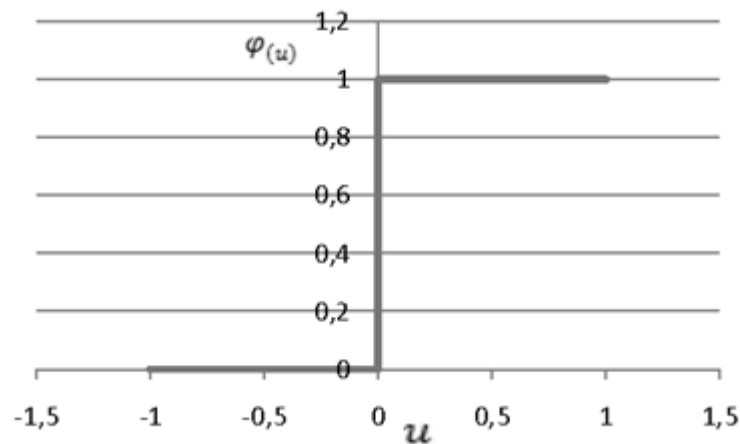
$$\varphi(u) = \begin{cases} 1 & \text{se } u \geq 0 \\ 0 & \text{se } u < 0 \end{cases} \quad (2)$$

Aplicando a função limiar à saída, temos:

$$y_k = \begin{cases} 1 & \text{se } u_k \geq 0 \\ 0 & \text{se } u_k < 0 \end{cases} \quad (3)$$

No qual,

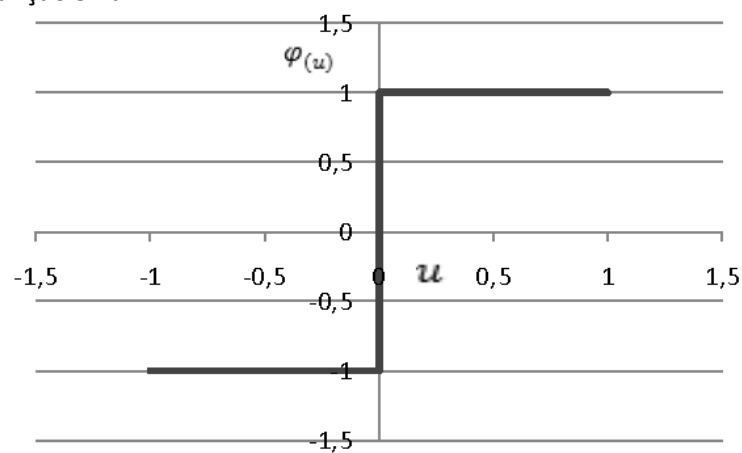
$$u_k = \sum_{i=1}^m x_i w_{ki} + b_k \quad (4)$$

**Figura 12** - Função Limiar

Fonte: Autor.

- Função Sinal: A função sinal é uma variação função limiar como pode ser vista na Figura 13 e expressa matematicamente na Equação 5:

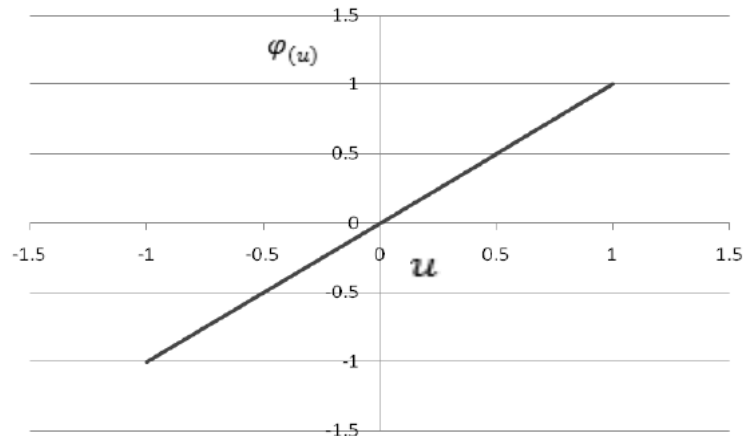
$$\varphi(u) = \begin{cases} 1 & \text{se } u > 0 \\ 0 & \text{se } u = 0 \\ -1 & \text{se } u < 0 \end{cases} \quad (5)$$

**Figura 13** - Função Sinal

Fonte: Autor.

- Função Linear: A equação matemática que define a função linear é expressa na Equação 6 e representada pela Figura 14:

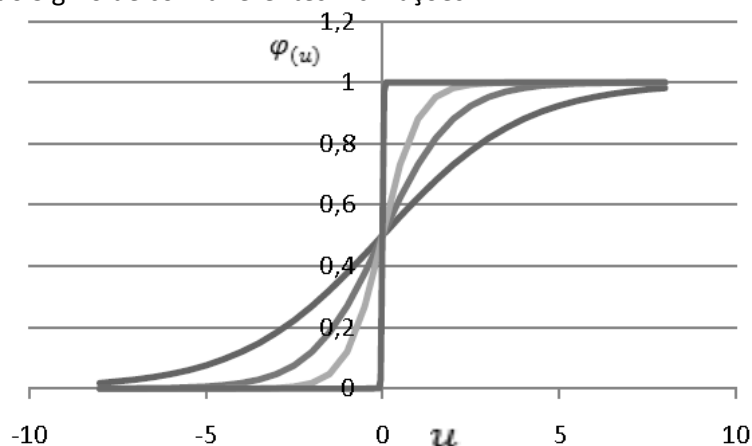
$$\varphi(u) = u \quad (6)$$

**Figura 14** - Função Linear

Fonte: Autor.

- **Função Sigmóide:** Função de ativação mais usada na construção de Redes Neurais Artificiais, cujo gráfico tem um formato de “S”, conforme demonstrado na Figura 15. A função sigmóide é utilizada com sucesso em pesquisas para desenvolvimento de modelos de RNAs, para predição de variáveis de recursos hídricos, assim como para a predição da dosagem de coagulante e de gás cloro. É definida como uma função estritamente crescente, que exibe um balanceamento adequado entre o comportamento linear e não linear. Uma função sigmoidal pode ser definida matematicamente pela Equação 7:

$$\varphi(u) = \frac{1}{1 + \exp(-au)} \quad (7)$$

**Figura 15** - Função Sigmóide com diferentes inclinações

Fonte: Autor.

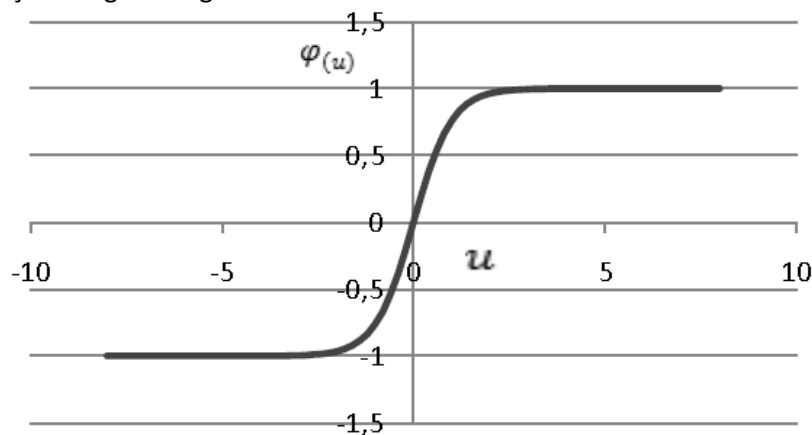
Sendo “ $a$ ” o parâmetro de inclinação da função, ou seja, variações neste parâmetro resultam em funções com diferentes inclinações. Quando atinge o limite, com o parâmetro de inclinação aproximando-se de infinito, a função sigmóide torna-

se função limiar, mas com a vantagem de ser diferenciável. A função lógica assume valores contidos entre 0 e 1.

Por inúmeras vezes é necessário que a função de ativação estenda-se de -1 a 1, assumindo uma forma assimétrica em relação à origem. Outra função sigmoideal com esta característica é a função tangente hiperbólica, tangente sigmóide, expressa na Equação 8, com ilustração na Figura 16.

$$\varphi(u) = \tanh u \quad (8)$$

**Figura 16** - Função Tangente Sigmóide



Fonte: Autor.

### 3.4. PRINCIPAIS ARQUITETURAS DE RNAs

As diferentes arquiteturas das RNAs são formadas pela combinação dos neurônios, podendo ser dispostos de maneira que formam uma ou mais camadas. A definição da arquitetura de uma RNA é uma especificação importante na sua concepção, uma vez que ela restringe o tipo de problema que pode ser tratado pela rede.

As Redes com uma camada única de nodos MCP, por exemplo, só conseguem resolver problemas linearmente separáveis. Redes recorrentes, por sua vez, são mais apropriadas para resolver problemas que envolvem processamento temporal.

As redes neurais podem ser classificadas quanto ao número de camadas, tipos de conexões e quanto a sua conectividade. Para o número de camadas estas podem ser:

- Redes de uma camada única: Só existe um nó entre qualquer entrada e qualquer saída da rede;

- Redes de múltiplas camadas: Existe mais de um neurônio entre alguma entrada e alguma saída da rede.

Os nodos podem ter os seguintes tipos de conexões:

- Feedforward - a saída de um neurônio na  $i$ -ésima camada não pode ser usada como entrada de nodos em camadas de índice menor ou igual a  $i$ ;
- Feedback - a saída de um neurônio na  $i$ -ésima camada é usada como entrada de nodos em camadas de índice menor ou igual a  $i$ .

As RNAs também podem ser classificadas quanto à forma que os neurônios se conectam, podendo ser:

- Rede fraca ou parcialmente conectada, os sinais de entrada são conectados separadamente aos neurônios da camada de entrada;
- Rede completamente conectada, todos os sinais de entrada são conectados a todos os neurônios da camada de entrada.

### 3.5. APRENDIZADO DE RNAs

Tendo como principal atrativo a capacidade de extrair informações e melhorar seu desempenho, as redes neurais aprendem por meio de treinamentos, no qual o peso de suas conexões é ajustado em função dos padrões apresentados, realizando os mesmos através de exemplos.

O treinamento da rede neural é feito por meio de casos reais e conhecidos, fazendo com que as redes obtenham a sistemática para executar adequadamente o processo desejado, apresentando as variáveis de saída, que são os valores que se deseja prever com a rede.

Diversos métodos para treinamento de redes foram desenvolvidos, podendo ser agrupados em dois paradigmas principais: aprendizado supervisionado e aprendizado não supervisionado.

- Aprendizado supervisionado – este é o método de treinamento mais comum, na qual a entrada e saída esperadas para a rede são fornecidas por um agente externo, tem como desvantagem é que na ausência de um agente externo, a rede não conseguirá se adaptar às novas situações não treinadas;

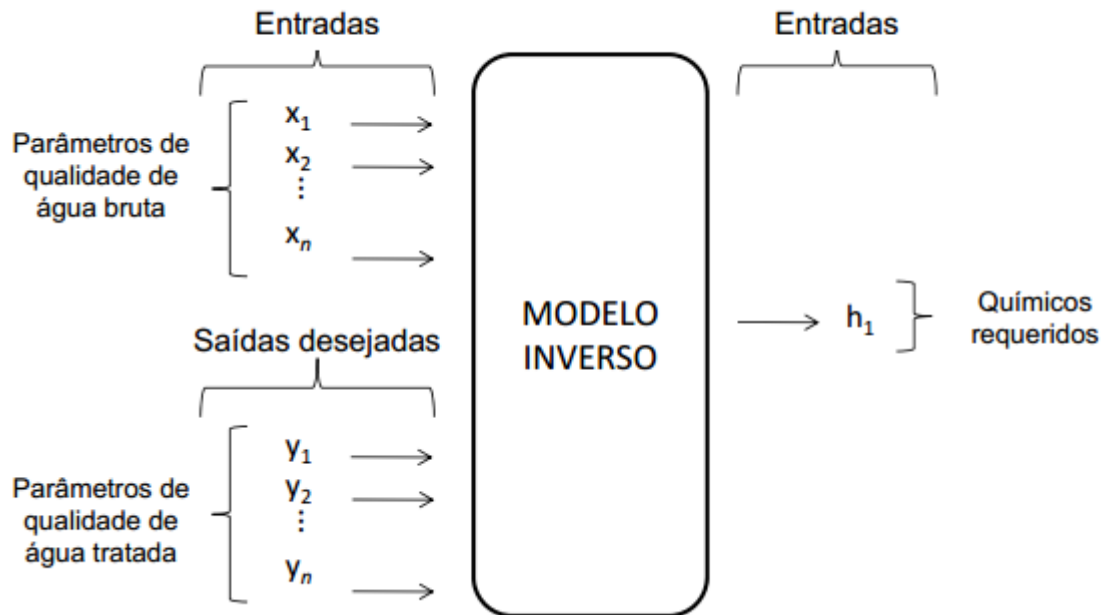
- Aprendizado não supervisionado – este método utiliza exemplos semelhantes para o treinamento da rede, sendo disponibilizados apenas os dados de entrada. Este aprendizado só é possível quando há redundância nos dados de entrada.

### 3.6. APLICAÇÃO DAS REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

O uso de RNAs para modelagem de processos, tem se apresentado como uma alternativa aos métodos existentes, principalmente quando os modelos fenomenológicos não estão disponíveis, modelagens com RNAs são adotadas por profissionais de recursos hídricos (MAIER, 2000, p.102, nossa tradução). As RNAs possuem capacidade de armazenamento de conhecimento do processo, fato este que garante respostas coerentes até para resultados desconhecidos, no caso, perturbações. As RNAs modelando processos em Estações de Tratamento de água, também se mostram como uma alternativa bem interessante, para Menezes 2011 as redes de múltiplas camadas, usadas neste trabalho, foram usadas com sucesso na predição de dosagem de coagulantes de Estações de Tratamento de água. No tratamento de água, os modelos com RNAs têm sido usado para, entre outros, modelagem e previsão de cloro residual em um sistema de distribuição de água (TOMPERI, 2013, p. 40, nossa tradução).

Diante dos problemas apresentados, por características operacionais da ETA, visando melhorar o sistema de controle manual da Estação, neste estudo, propõe-se utilizar as RNAs como ferramenta de auxílio para o sistema de tratamento da ETA, com o objetivo de manter as variáveis dentro de valores pré-determinados, fornecendo aos operadores os ajustes das variáveis manipuladas, de modo a alcançar os valores estabelecidos e definido pela portaria 2914/2011 do Ministério da Saúde. Para isso a metodologia do trabalho consistirá na utilização de um modelo inverso, as variáveis de saída do processo são utilizadas como entradas no modelo e a saída do modelo define o valor da variável manipulada, essa estratégia é denominada de modelagem inversa, ilustrado na Figura 17. Sendo assim, a rede aprende a gerar as entradas para o processo, a fim de obter a melhor saída com relação ao desejado. Para problemas de previsão variável, a RNA aprende para prever com precisão o valor de uma variável de saída quando a variável de entrada for informada (BAXTER, 2002, p.202, nossa tradução).

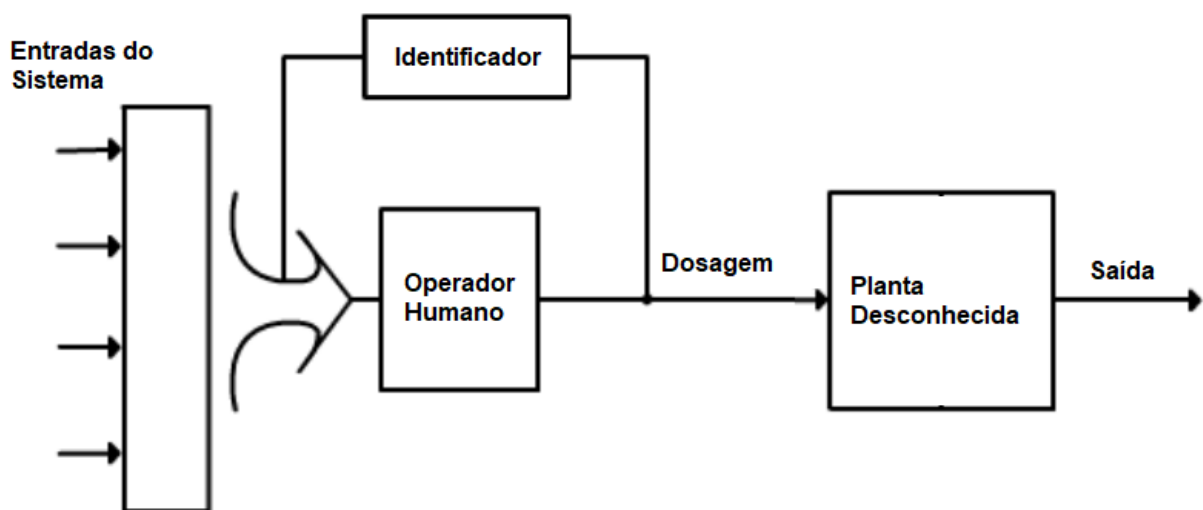
**Figura 17** - Representação do modelo inverso do processo



Fonte: Menezes (2011, p. 39).

Conforme descrito anteriormente, os ajustes de produtos químicos da ETA são realizados sempre por meio da experiência do operador, ilustrado por blocos na Figura 18, tornando este procedimento ineficaz, oneroso e lento nas respostas necessárias quando há mudanças na qualidade e quantidade da água bruta, refletindo imediatamente na qualidade da água distribuída.

**Figura 18** - Representação do comportamento do operador

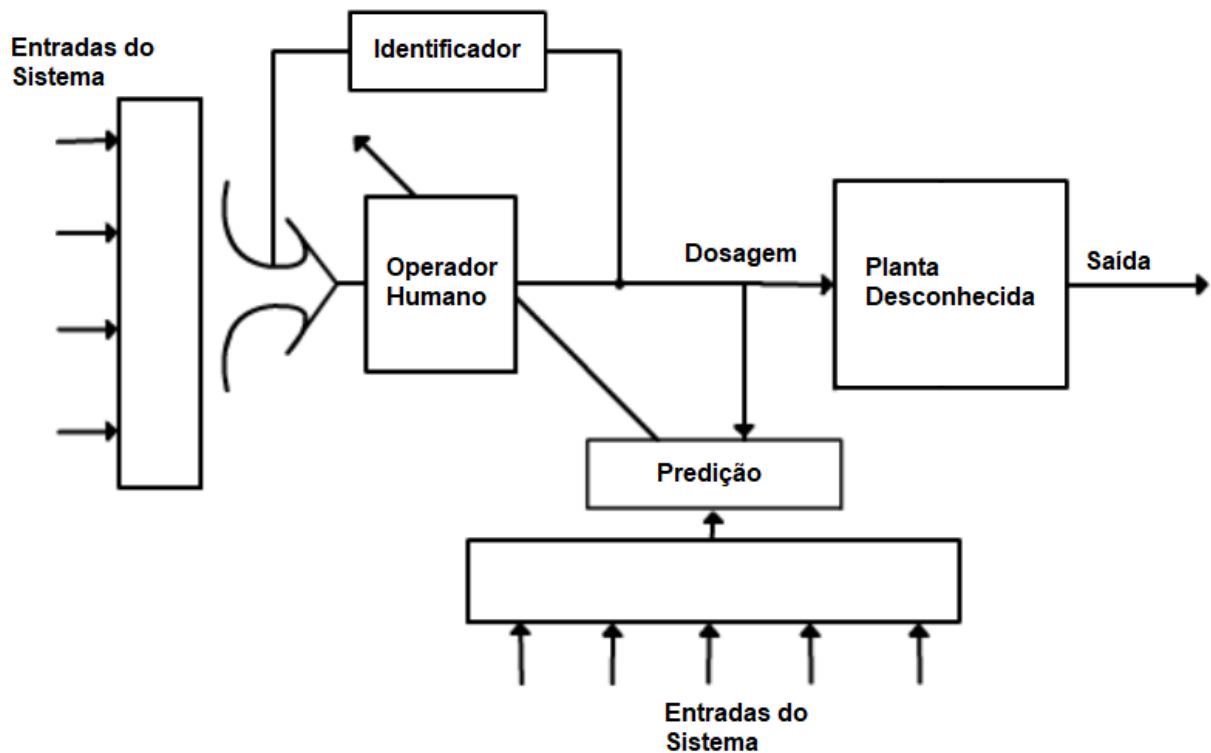


Fonte: Autor.



Neste sentido, para superar tais dificuldades, RNAs foram utilizadas na construção de modelos do processo de tratamento para sugerir ao operador, quando houver necessidade de realizar ajustes, os parâmetros operacionais de dosagens ideais em função dos valores estabelecidos para a potabilidade da água, representado em blocos na Figura 19.

**Figura 19** - Representação do sistema proposto



Fonte: Autor.

Outros Trabalhos foram desenvolvidos com o intuito de construir RNAs para prever a dosagens de produtos químicos a partir de parâmetros de qualidade de água bruta e tratada (CAPANEMA 2004, MENEZES 2011 e GOMES 2012).

Neste contexto Capanema (2004), Menezes (2011), Gomes (2012) e Ramos (2016) desenvolveram modelos de predição semelhantes aos desenvolvidos neste trabalho, utilizando as mesmas técnicas e obtiveram modelos com resultados satisfatórios.

## 4. FERRAMENTA DE AUXÍLIO BASEADA EM RNA

O objetivo deste capítulo é fazer a análise dos dados coletados e apresentar o desenvolvimento dos modelos, com vistas ao desenvolvimento de uma ferramenta de auxílio ao sistema de controle manual da ETA com ações definidas a partir de Redes Neurais Artificiais.

### 4.1. COLETA E ANÁLISE DOS DADOS

A análise dos dados tem como objetivo identificar as variáveis relevantes para a determinação dos modelos propostos. Estas variáveis serão utilizadas como entradas das Redes Neurais Artificiais, nas etapas de treinamento e validação.

Os dados trabalhados foram obtidos na Estação de Tratamento de Água da cidade de Palmeira dos Índios – Alagoas, no período de 2015 a 2016 contemplando sazonalidades diferentes. Os parâmetros de qualidade da água bruta e tratada foram analisados estatisticamente e depois divididos em grupos para trabalho. Normalmente em modelagens via RNAs é comum fazer a divisão dos dados disponíveis em grupos, para o treinamento, para a validação e para o teste da rede.

O conjunto destinado para o treinamento é utilizado no ajuste dos pesos enquanto o conjunto de validação é usado simultaneamente para acompanhar o treinamento, é isso que determinará o término do treinamento.

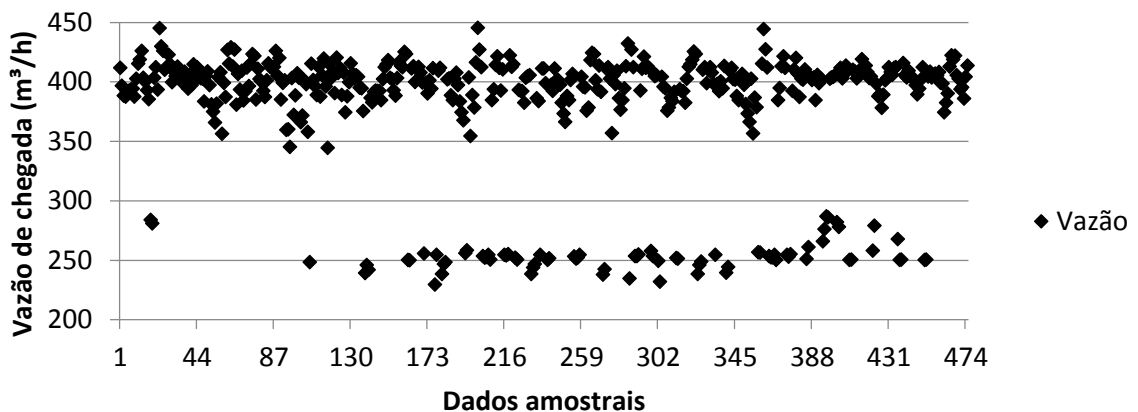
O grupo de teste é destinado para avaliar a habilidade de generalização da rede, esta ação deve ser realizada com um conjunto de dados que não foi usado no processo de desenvolvimento do modelo, ou seja, com dados distintos dos conjuntos de treinamento e validação. Para ter uma boa precisão esses dados devem ser estatisticamente similares.

Para a criação dos modelos, foram analisados os dados referentes à qualidade da água, bem como os ajustes manuais (vazão da bomba dosadora de sulfato e válvula reguladora de vácuo) realizados nos sistemas de controle pelos operadores com os seus resultados no sistema. Foram considerados os dados que apresentaram os melhores resultados de água tratada, inclusive com a permanência de valores extremos, mesmo estes causando distorções no modelo, pois eles

representam situações reais (perturbações) que aconteceram no sistema, como foram feitas as correções e como o sistema reagiu aos ajustes realizados.

Os dados foram coletados (475 dados amostrais) por meio da análise dos relatórios gerenciais preenchidos pelos operadores, bem como dos formulários e dados de controle de qualidade da água da ETA, estes últimos sob responsabilidade de preenchimento por parte de um técnico em química e um engenheiro químico, são ilustrados nos gráficos 1, 2, 3, 4 e 5.

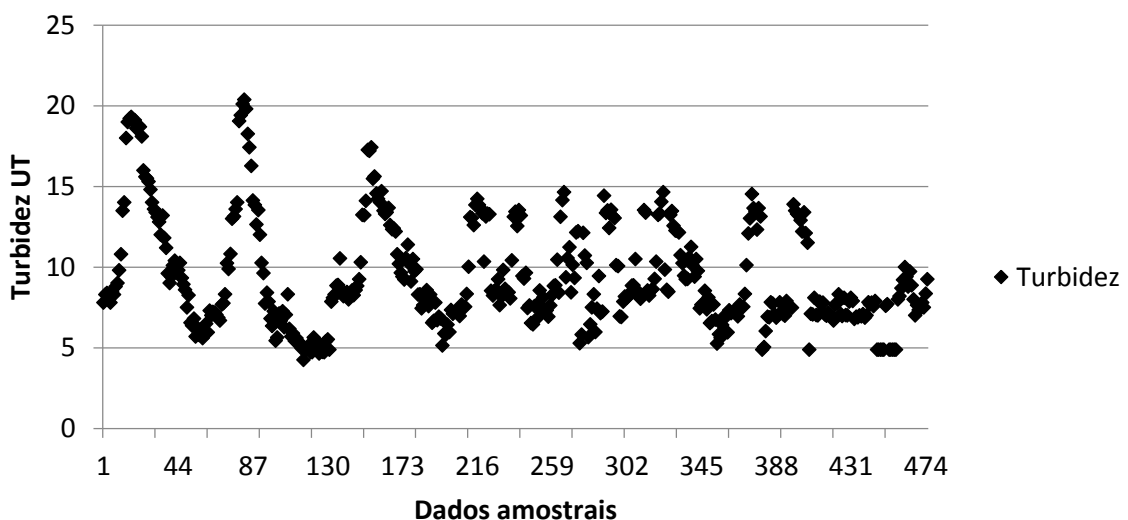
**Gráfico 1** - Vazão de chegada ( $m^3/h$ ) na ETA - Sistema Carangueja.



Fonte: Autor.

O gráfico 1 representa a vazão de chegada (água bruta) do sistema da Carangueja, a oscilação na vazão se deu por diversos motivos, como por exemplo: vazamentos na adutora, defeitos mecânicos em conjuntos motobombas ou defeitos elétricos.

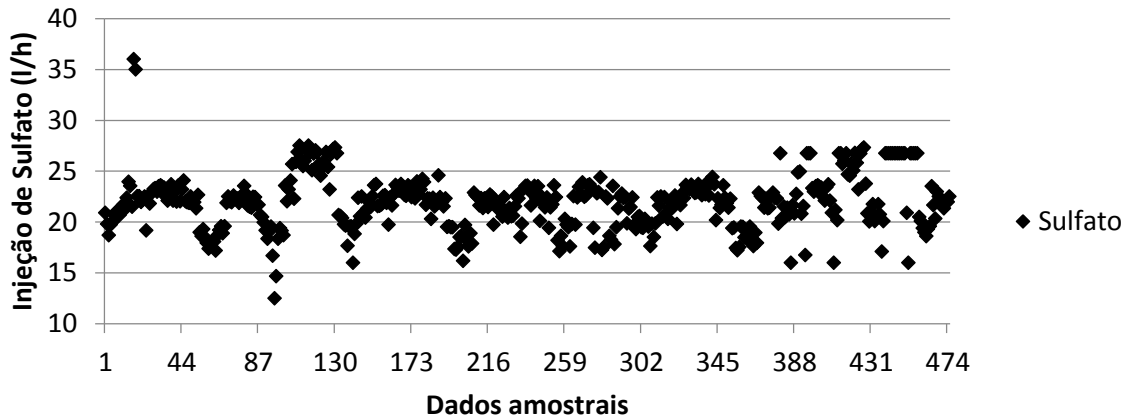
**Gráfico 2** - Turbidez da água bruta na chegada da ETA - Sistema Carangueja.



Fonte: Autor.

O gráfico 2 mostra a turbidez da água bruta do sistema da Carangueja, a variação apresentada se deu por acontecimentos naturais, chuvas fortes na região da barragem.

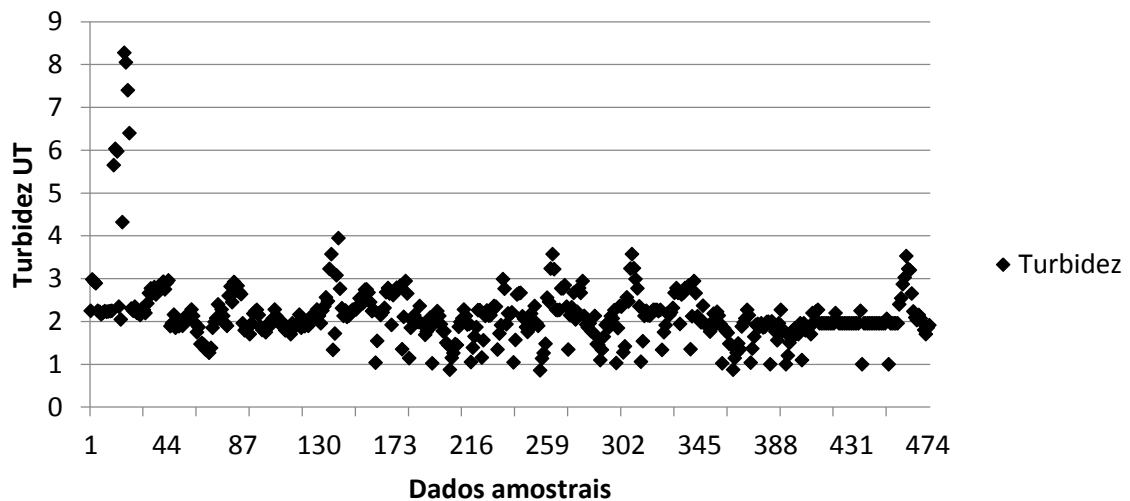
**Gráfico 3** - Injeção de sulfato líquido no sistema (l/h).



Fonte: Autor.

O gráfico 3 apresenta a quantidade de sulfato líquido de alumínio injetado por hora, afim de reduzir a turbidez da água tratada aos níveis de potabilidade.

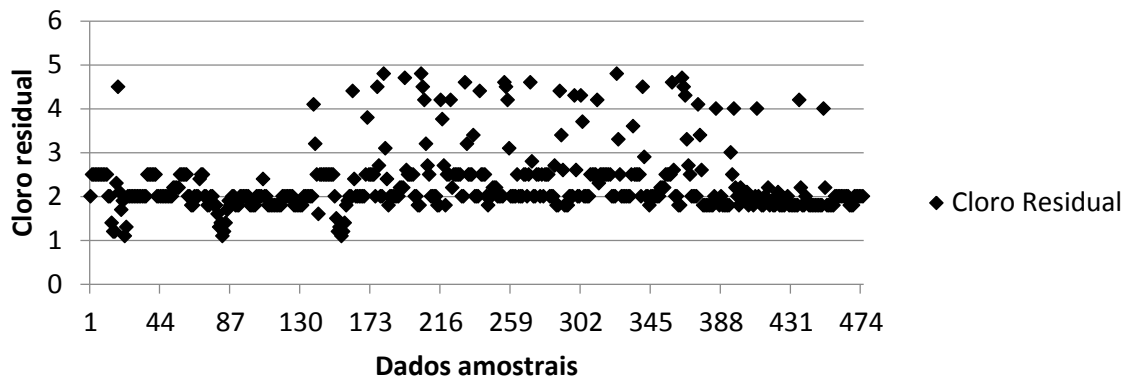
**Gráfico 4** - Turbidez de saída (água tratada) da ETA - Sistema Carangueja.



Fonte: Autor.

O gráfico 4 demonstra a turbidez da água tratada do sistema da Carangueja, a variação apresentada se deu pelo fato de mesmo com o aumento na dosagem de sulfato de alumínio em algumas situações não foi possível atender os valores estabelecidos para a potabilidade.

**Gráfico 5** - Cloro residual na ETA em função do número de amostras.



Fonte: Autor.

O gráfico 5 apresenta os valores de cloro residual na saída da Estação. Os pontos com os valores mais altos são valores reais de ajustes para quando o abastecimento está direcionado para os bairros mais distantes da Estação, se não houver esta elevação na rede de distribuição não chegará cloro algum aos consumidores finais.

#### 4.2. APRESENTAÇÃO DOS MODELOS: RESULTADOS OBTIDOS

Para o tratamento e análise dos dados foi utilizado o software MATLAB<sup>®</sup>, considerado uma poderosa ferramenta para auxílio na resolução de problemas matemáticos, com um amplo pacote de ferramentas gráficas avançadas e toolboxes específicos. Assim, buscou-se a construção de modelos empíricos baseados na utilização de Redes Neurais Artificiais, com a simulação dos ajustes efetuados pelos operadores nos processos.

Os modelos encontrados têm a função de informar os ajustes necessários para a regulagem dos sistemas de injeção de sulfato líquido (ajuste da vazão da bomba dosadora) e do sistema de desinfecção, adição de cloro gasoso (ajuste do vácuo do sistema), por meio da análise dos dados de chegada (água bruta) e saída do sistema (água tratada). Podem ser utilizados em quaisquer situações, inclusive em casos de maior dificuldade na realização dos ajustes, para isso os modelos consideram a vazão de chegada e turbidez da água bruta, além da turbidez e cloro residual da água tratada.

#### **4.2.1. Divisão dos Dados**

Conforme descrito anteriormente, as 475 amostras selecionadas para o desenvolvimento dos modelos de predição dos ajustes de sulfato e cloro foram separados em conjunto de treinamento, validação e teste. O conjunto de treinamento é utilizado na modificação dos pesos, o conjunto de validação é utilizado para estimar a capacidade de generalização da rede durante o processo de aprendizagem e o conjunto de testes, responsável pela avaliação dos modelos.

O treinamento deve ser interrompido quando o erro do conjunto de validação começar a subir, ou seja, quando a rede começar a incorporar o ruído presente nos dados, evitando o sobre ajuste, que causa degradação na sua capacidade de generalização. O conjunto de teste deve ter um conjunto de dados inéditos que não foram utilizados no treinamento nem na validação, é utilizado para avaliar a habilidade de generalização da RNA.

Como a divisão dos dados deve ser aleatória, para que a rede seja treinada com todos os padrões presentes nos dados disponíveis, alguns trabalhos sugerem o uso de um maior percentual de dados no treinamento. Para Bowden (2002), se houver 60 amostras de dados que devem ser divididas em treinamento, teste e conjuntos de validação com 40, 10 e 10 amostras de dados, respectivamente. Em um trabalho semelhante Menezes (2011) dividiu seus dados da seguinte forma: 60% para o conjunto de treinamento, 25% para o de validação e 15% para o de teste.

Com isso, por se tratar de dados amostrais de totalidade ímpar (475) foram divididos em um conjunto de treinamento, utilizado para o desenvolvimento dos modelos, com 285 amostras equivalentes a 60% do total, um conjunto de validação formado por 133 amostras que representam 28% dos dados e um conjunto de testes composto por 57 amostras que dá um total de 12%.

#### **4.2.2. Topologia das Redes (Camadas e Número de Neurônios)**

Para Braga (2000), a maior parte dos problemas necessita de apenas uma camada oculta, com isso, os modelos desenvolvidos para o sistema de injeção de coagulante (sulfato líquido de alumínio) e para o sistema de desinfecção (adição de cloro gasoso) da ETA de Palmeira dos Índios foram obtidos a partir de RNAs com

três camadas: camada de entrada (conexões das entradas), camada oculta e camada de saída.

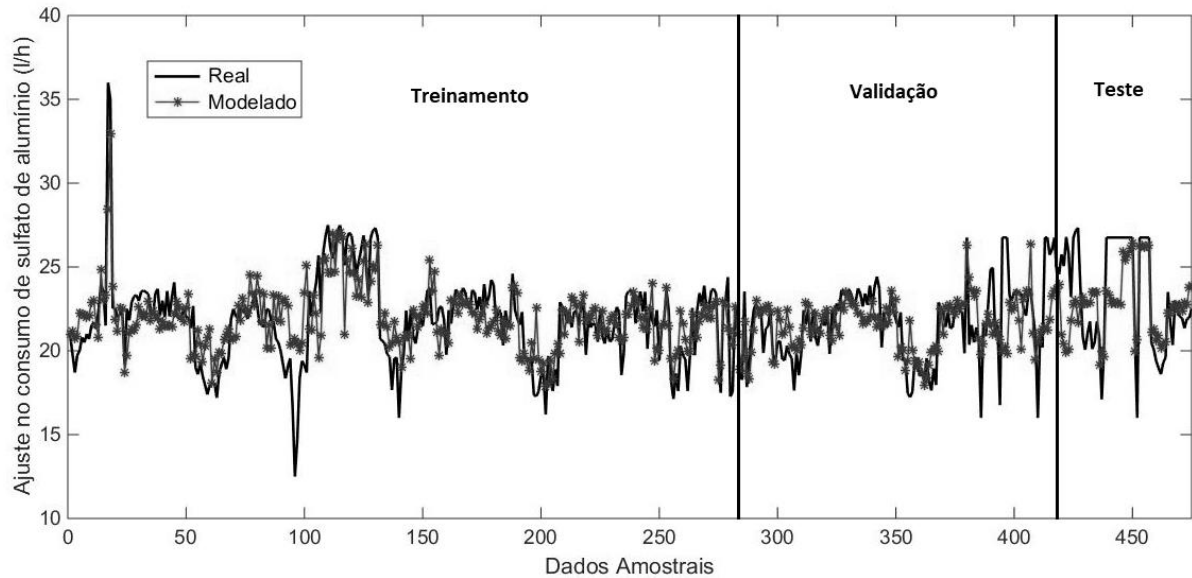
Na busca do número ideal de neurônios da RNA, foi estabelecida a variação da quantidade de neurônios na camada oculta (de 2 a 30), a quantidade ideal de neurônios ocultos é obtida através de tentativa-e-erro. Neste processo, a RNA é treinada até atingir o número máximo de neurônios e iterações (40000) definidas no início do treinamento. No término da iteração de cada neurônio, é gerado um erro entre o valor desejado para a saída e o valor predito pela rede, daí, é dado como resultado o número de neurônios da camada oculta que obteve o menor erro quadrático presumido.

No desenvolvimento das RNAs foi escolhido o método de aprendizagem backpropagation e as funções de ativação foram a logsigmoidal (logsig) na camada oculta, e a linear (purelin) na camada de saída. No processo de treinamento da rede neural, o algoritmo backpropagation busca minimizar o erro entre a saída predita pela rede e a saída desejada e, para tal, usa o método do gradiente descendente. Os erros determinados para as unidades da camada oculta e de saída são então usados para reajustar os valores dos pesos e bias de cada iteração, a fim de minimizar o erro da iteração seguinte. Deste modo, o treinamento será interrompido, quando a curva de validação decresce a um erro mínimo, e antes de começar a crescer, conforme o andamento do treinamento.

#### **4.2.3. Redes Neurais para o Sistema de Coagulação**

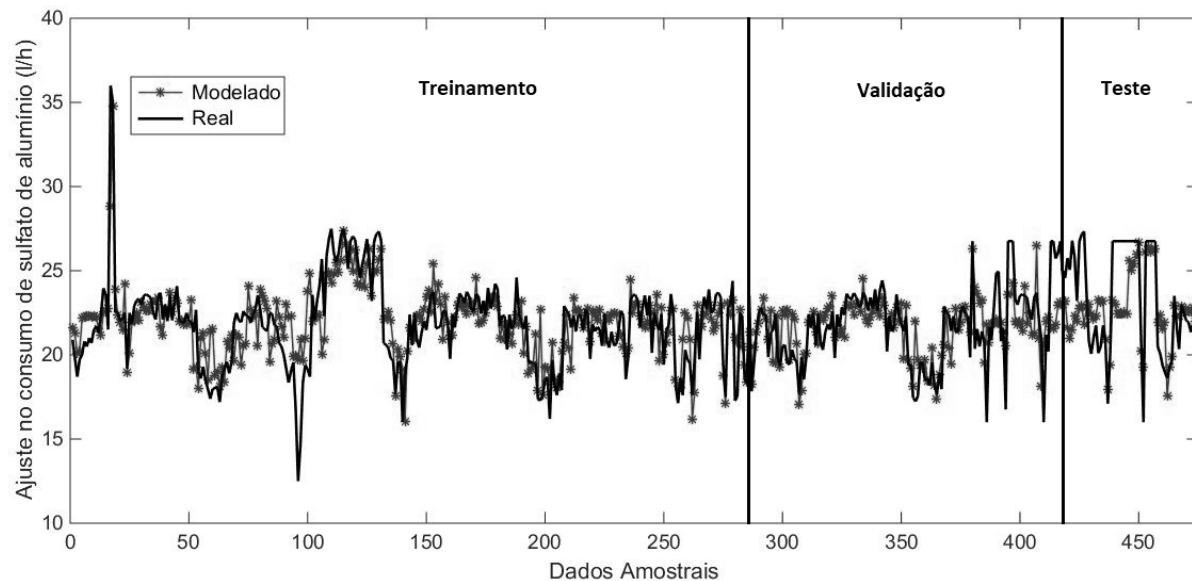
Nos modelos para o sistema de coagulação foram usadas duas topologias para as RNAs a feedback e a feedforward, obtiveram sua melhor topologia com o treinamento da RNA apresentando como resultados 08 e 14 neurônios respectivamente para a camada oculta de cada rede. Os modelos desenvolvidos atendem ao propósito de predição, em nenhum momento a saída predita pelo modelo apresentaram saídas negativas, como pode ser constatado nas Figuras 20 e 21.

**Figura 20** - Gráfico do modelo de predição dos ajustes (bomba dosadora) do sistema de injeção de sulfato de alumínio líquido da ETA de Palmeira dos Índios RNA feedback



Fonte: Autor.

**Figura 21** - Gráfico do modelo de predição dos ajustes (bomba dosadora) do sistema de injeção de sulfato de alumínio líquido da ETA de Palmeira dos Índios RNA feedforward



Fonte: Autor.

Pela similaridade entre os modelos encontrados, tempos de treinamento bem próximos e não houve problema de sobreajuste em nenhuma rede, pode-se escolher qualquer topologia, no entanto, opta-se por utilizar a configuração feedforward pelo fato do número de neurônios ser um pouco maior que na configuração feedback, o que garante um modelo melhor quando houver variações sazonais irregulares.



#### 4.2.4. Análise Estatística do modelo escolhido para o sistema de coagulação

Além da análise gráfica do modelo, é necessário um estudo mais criterioso do comportamento do sistema e do modelo definido. Dessa forma, foi realizada uma comparação estatística com os valores de ajustes do processo apresentados na Tabela 1.

**Tabela 1** – Comparação estatística dos valores do modelo do sistema de coagulação

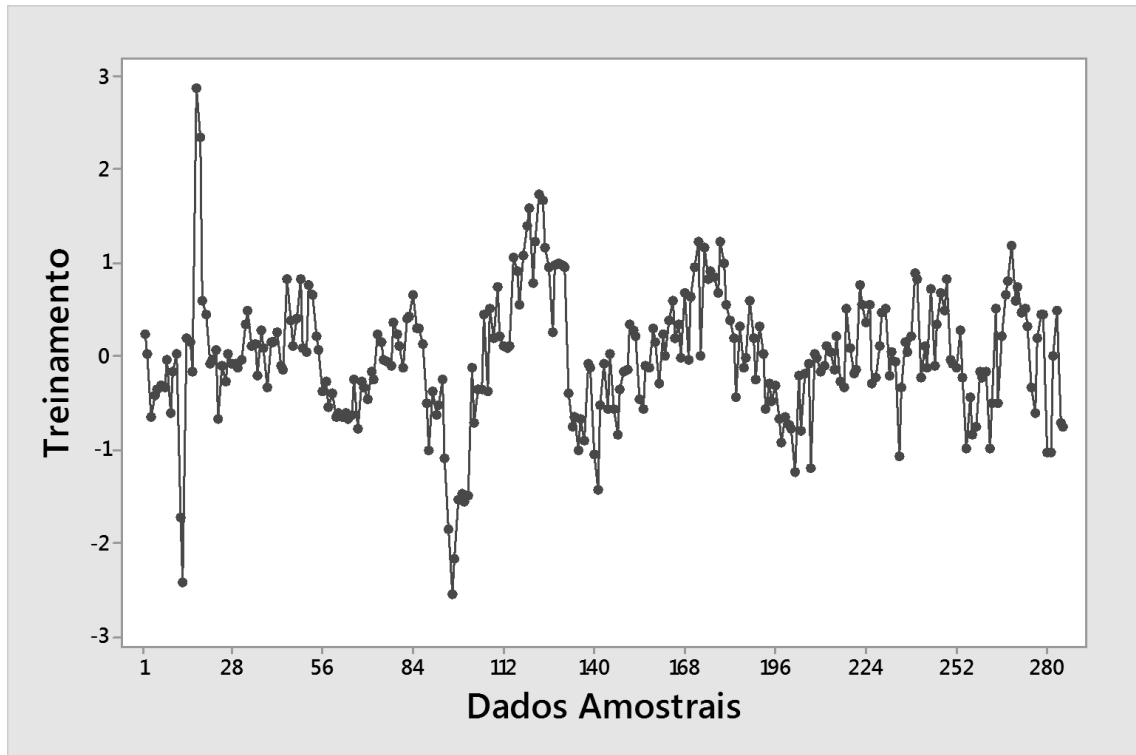
<b>Sistema</b>	<b>Média</b>	<b>DP</b>	<b>Cv</b>	<b>Máx.</b>	<b>Mín.</b>	<b>R2</b>	<b>EQM</b>
Real	21,945	2,688	0,122	36,000	12,500	-----	-----
Treinamento	21,783	0,212	0,010	34,507	16,696	0,79	0,46961
Validação	22,213	0,211	0,009	26,500	17,221	0,78	0,38866
Teste	22,023	0,181	0,008	26,630	18,667	0,75	0,70907

DP – Desvio Padrão; Cv – Coeficiente de Variação; Máx. – Máximo; Mín. – Mínimo; EQM – Erro Quadrático Médio.

Fonte: Autor.

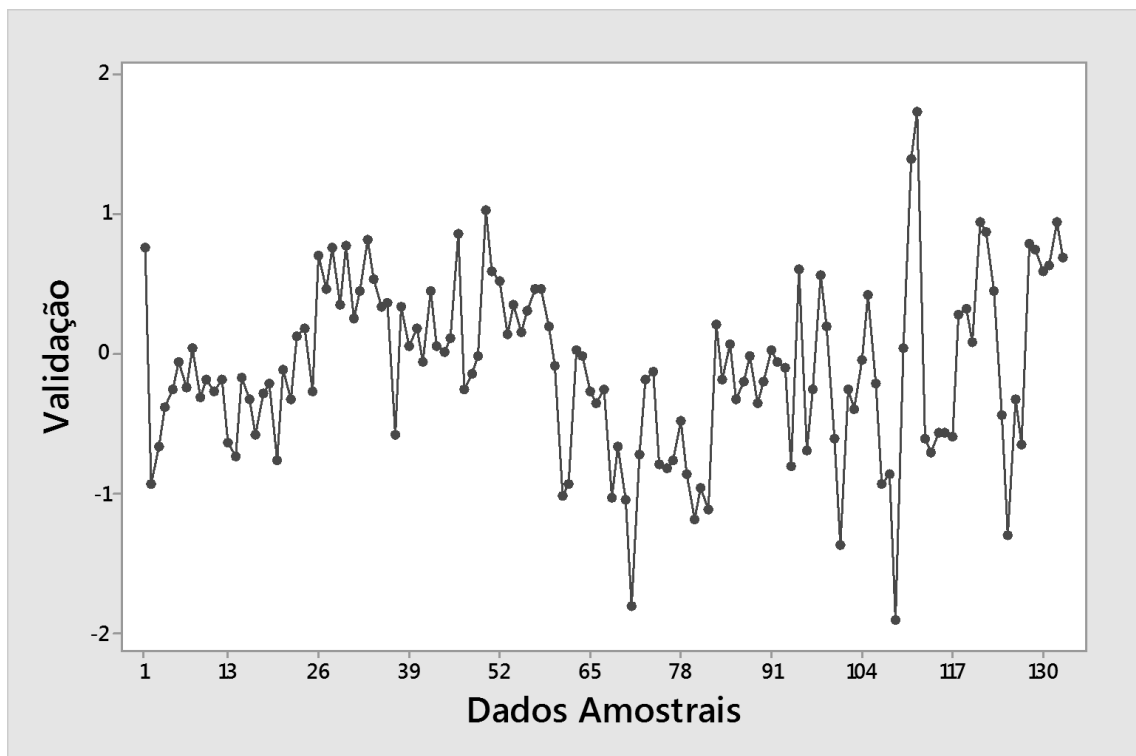
Os resultados apresentam desvios padrões baixos, que, indicam que os dados tendem a estar próximos da média, comprovados por meio do coeficiente de variação. Os valores de  $R^2$  indicam que há uma boa concordância entre os valores reais e os modelos. O erro quadrático médio próximo de zero indica uma boa precisão dos modelos. Como complemento, foram elaborados os gráficos dos resíduos da rede para analisar a qualidade dos ajustes, conforme demonstrados nas Figuras 22, 23 e 24.

**Figura 22** - Gráfico dos resíduos dos dados de treinamento do sistema de coagulação

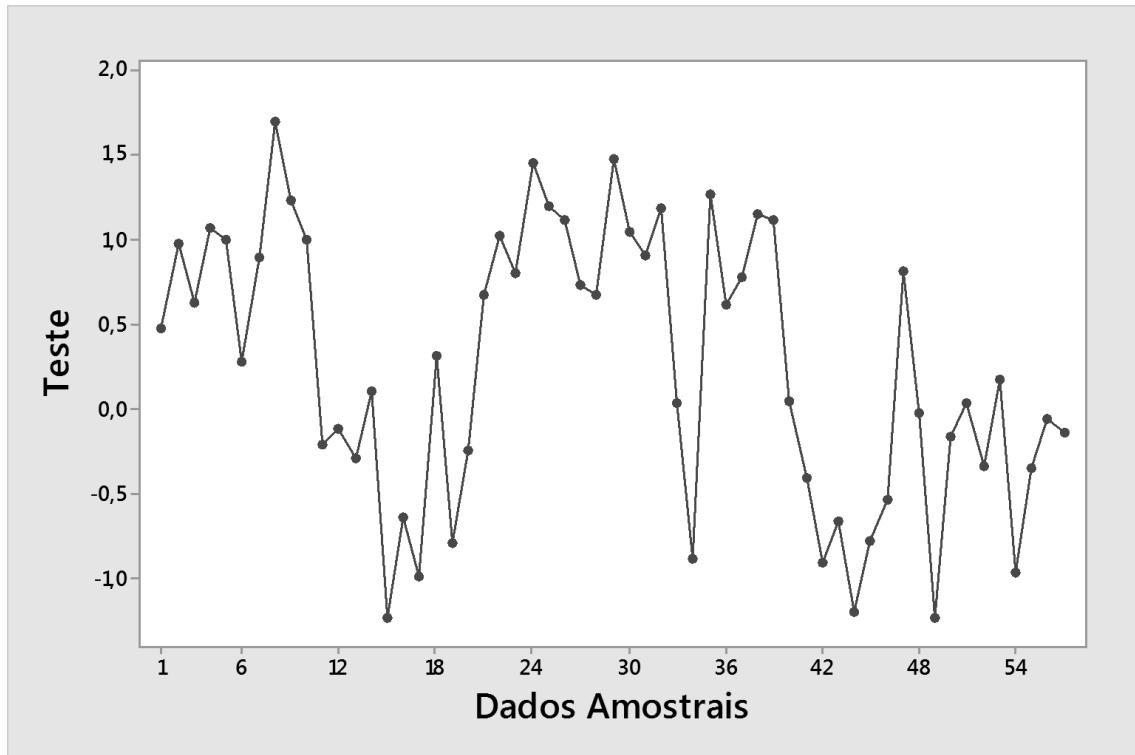


Fonte: Autor.

**Figura 23** - Gráfico dos resíduos dos dados de validação do sistema de coagulação



Fonte: Autor.

**Figura 24** - Gráfico dos resíduos dos dados de teste do sistema de coagulação

Fonte: Autor.

Nos gráficos dos resíduos não se nota nenhum padrão sistemático, mesmo assim, todos os valores encontrados mantêm a qualidade da água dentro dos padrões de potabilidade estabelecidos.

Com o intuito de analisar a sensibilidade das variáveis de entrada foram realizadas perturbações nestas, para verificar o impacto de cada variável na saída da rede (ajuste na bomba dosadora de sulfato), comparando com o modelo sem perturbações. Os resultados são apresentados na Tabela 2.

**Tabela 2** - Comparação estatística dos valores de sensibilidade das variáveis de entrada do sistema de coagulação

<b>Varição das entradas</b>	<b>Média</b>	<b>DP</b>	<b>Cv</b>	<b>R<sup>2</sup></b>
Normais	22,023	0,181	0,008	0,75
Vazão – 50%	16,051	0,211	0,019	0,71
Turbidez 1 – 50%	13,413	0,224	0,034	0,69
pH – 50%	21,106	0,194	0,012	0,73
Turbidez 2 – 50%	27,347	0,239	0,039	0,72

DP – Desvio Padrão; Cv – Coeficiente de Variação, Turbidez 1 – Turbidez de água bruta, Turbidez 2 – Turbidez de água tratada.

Fonte: Autor.

Nitidamente a variável mais importante para a simulação do sistema de adição de coagulante é a Turbidez 1 (turbidez de água bruta). A segunda variável mais importante foi a vazão do sistema. A variável que tem menor influência no sistema de sulfato é o pH. Vale atentar para a variável Turbidez 2 (que seria a turbidez desejada para o sistema) ao diminuirmos esta, haverá uma elevação no consumo de sulfato.

A equação do modelo é expressa na Equação 9.

$$Y = 0,94X + 11 \quad (9)$$

Comparando os resultados dos modelos encontrados, mesmo com a manutenção dos valores extremos e variação sazonal nos dois anos trabalhados, estes apresentaram valores semelhantes aos do sistema real, o que garante resultados de água tratada dentro da margem de tolerância da portaria de potabilidade de água para o consumo humano.

#### 4.2.5. Testes práticos realizados sistema de coagulação

Os dados de entrada do sistema foram lançados como dados de entrada das redes, por meio da função que determina o valor do ajuste para o sistema, utilizando o comando: *saida = sim (net, [entrada<sub>1</sub>; entrada<sub>2</sub>; entrada<sub>3</sub>; ...; entrada<sub>n</sub>])*, esta fornece como saída o valor de ajuste ideal para o sistema. Com o resultado obtido, foi feito o ajuste nos sistemas e analisada a qualidade da água, e em todas as análises foram constatadas a eficácia das Redes, pois a qualidade da água se manteve dentro dos padrões estabelecidos para a potabilidade, ratificando a utilidade dos modelos desenvolvidos. A tabela 3 apresenta alguns resultados obtidos com os ajustes de dosagens feitas com o auxílio da rede neural.

**Tabela 3** – Resultados dos testes práticos realizados - sistema de coagulação

Teste	Vazão (m <sup>3</sup> /h)	Turbidez (UT)	Ajuste (l/h)	Saída (UT)
01	278	9,8	19,4	2,8
02	425	7,4	22,3	2,6
03	412	8,3	23,2	2,4
04	415	8,5	23,4	2,6
05	429	8,7	23,7	2,3

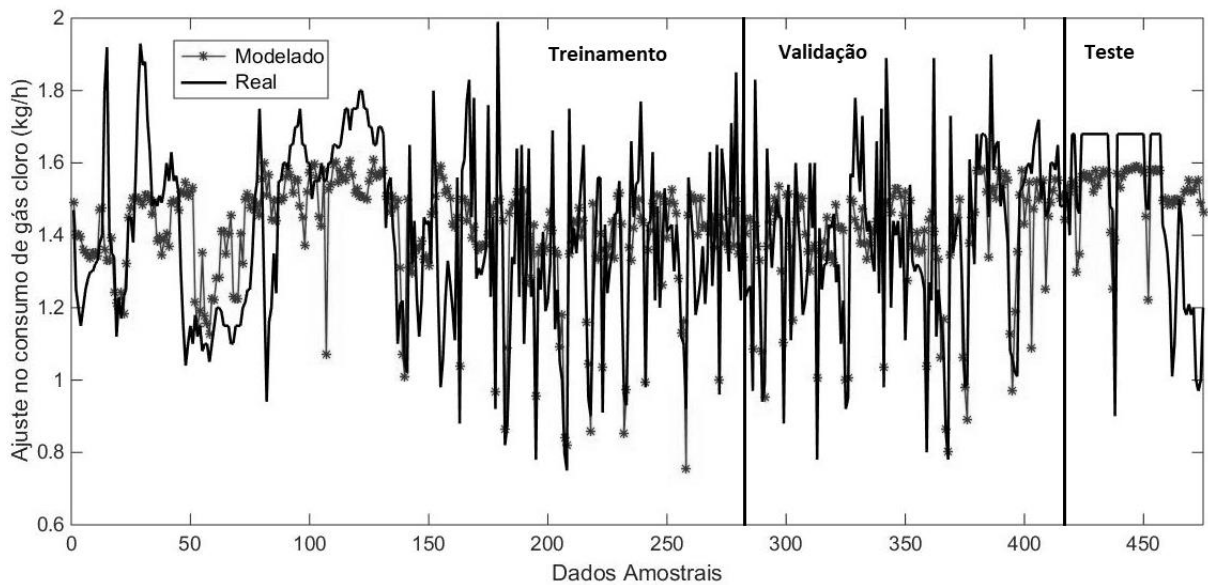
Fonte: Autor.

É notório que em todos os testes apresentados o valor de saída está dentro dos padrões estabelecidos, validando a rede para utilização.

#### 4.2.6. Redes Neurais para o Sistema de Desinfecção

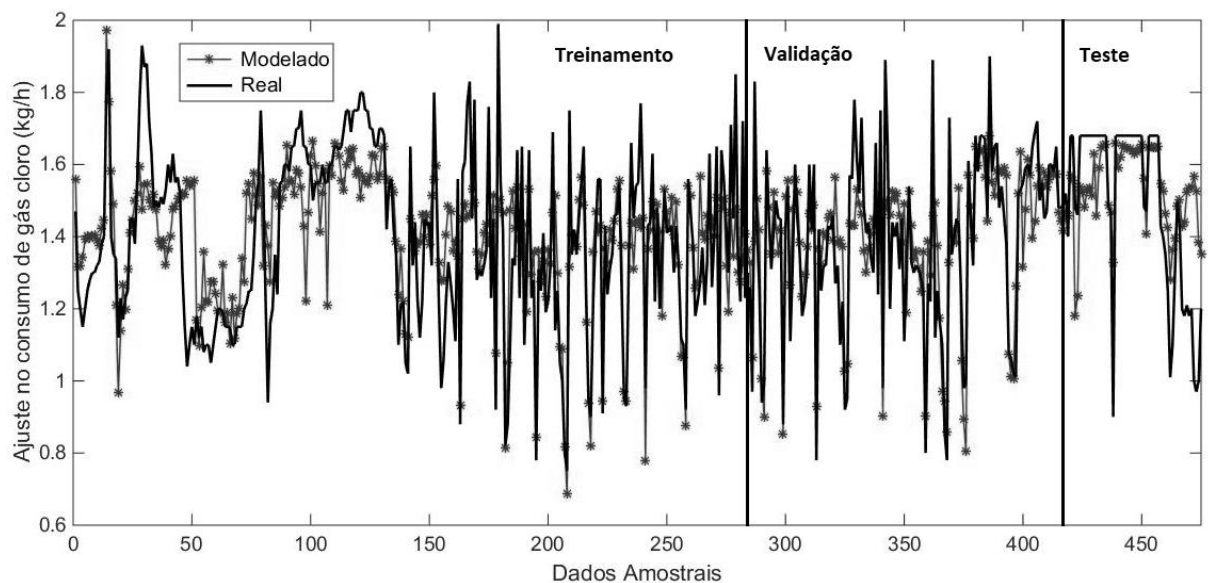
Assim como no caso anterior, para o desenvolvimento dos modelos para o sistema de desinfecção foram usadas duas topologias para as RNAs: a feedback e a feedforward. As redes foram treinadas com 05 e 13 neurônios respectivamente para a camada oculta de cada rede. Os modelos encontrados atendem ao propósito de predição, em nenhum momento a saída predita pelo modelo apresentaram saídas negativas, como pode ser comprovado nas Figuras 25 e 26.

**Figura 25** - Gráfico do modelo de predição dos ajustes do sistema de adição de cloro gasoso da ETA de Palmeira dos Índios RNA feedback



Fonte: Autor.

**Figura 26** - Gráfico do modelo de predição dos ajustes do sistema de adição de cloro gasoso da ETA de Palmeira dos Índios RNA feedforward



Fonte: Autor.

Como no sistema anterior, houve similaridade entre os modelos encontrados, os tempos de treinamento bem próximos e não houve problema de sobreajuste em nenhuma rede, podendo-se escolher qualquer topologia, porém, escolheu-se a configuração feedforward pelo fato do número de neurônios ser um pouco maior que na configuração feedback, o que garante um modelo melhor quando houver variações sazonais irregulares.

#### 4.2.7. Análise Estatística do modelo escolhido para o sistema de desinfecção

Da mesma forma que no modelo do sistema de coagulação, no modelo de desinfecção também é necessário um estudo mais criterioso do comportamento do sistema e do modelo escolhido, a Tabela 4 apresenta uma comparação estatística com os valores de ajustes do processo apresentados.

**Tabela 4** - Comparação estatística dos valores do modelo do sistema de desinfecção

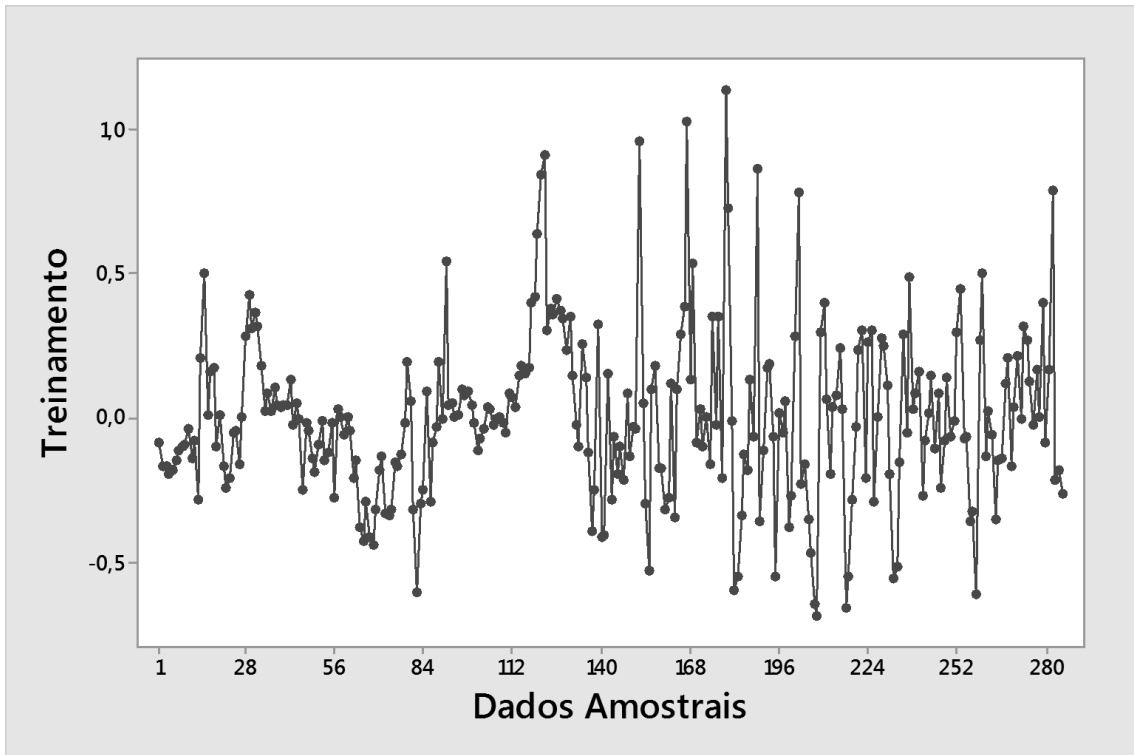
<b>Sistema</b>	<b>Média</b>	<b>DP</b>	<b>Cv</b>	<b>Máx.</b>	<b>Mín.</b>	<b>R<sup>2</sup></b>	<b>EQM</b>
Real	1,404	0,247	0,176	1,990	0,750	-----	-----
Treinamento	1,385	0,185	0,133	1,698	0,783	0,88	0,0846
Validação	1,452	0,181	0,125	1,797	0,806	0,86	0,0867
Teste	1,424	0,166	0,117	1,692	1,034	0,83	0,1031

DP – Desvio Padrão; Cv – Coeficiente de Variação; Máx. – Máximo; Mín. – Mínimo; EQM – Erro Quadrático Médio.

Fonte: Autor.

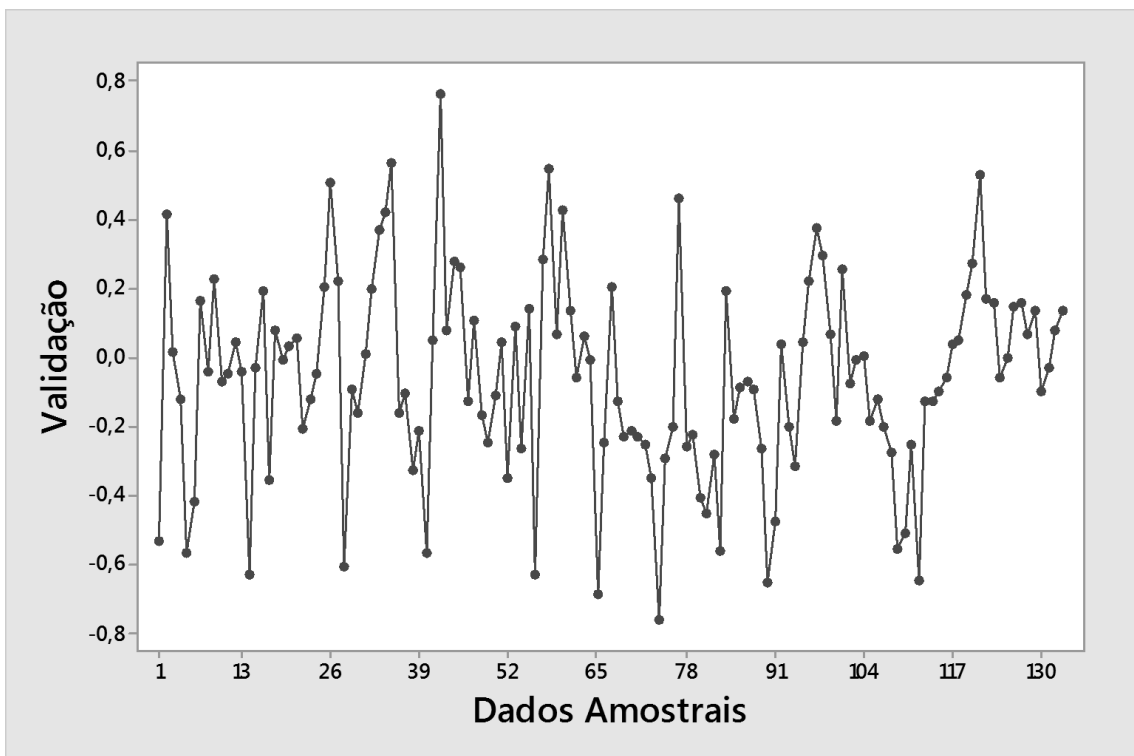
A tabela apresenta valores baixos para os desvios padrão, indicando que os dados tendem para a média, ratificados por meio dos valores baixos dos coeficientes de variação. Os valores de R<sup>2</sup> indicam que há uma boa concordância entre os valores reais e os modelos. O erro quadrático médio próximo de zero indica uma boa precisão dos modelos. Aprofundando a análise, temos os gráficos dos resíduos da rede para analisar a qualidade dos ajustes, conforme demonstrados nas Figuras 27, 28 e 29.

**Figura 27** - Gráfico dos resíduos dos dados de treinamento do sistema de desinfecção

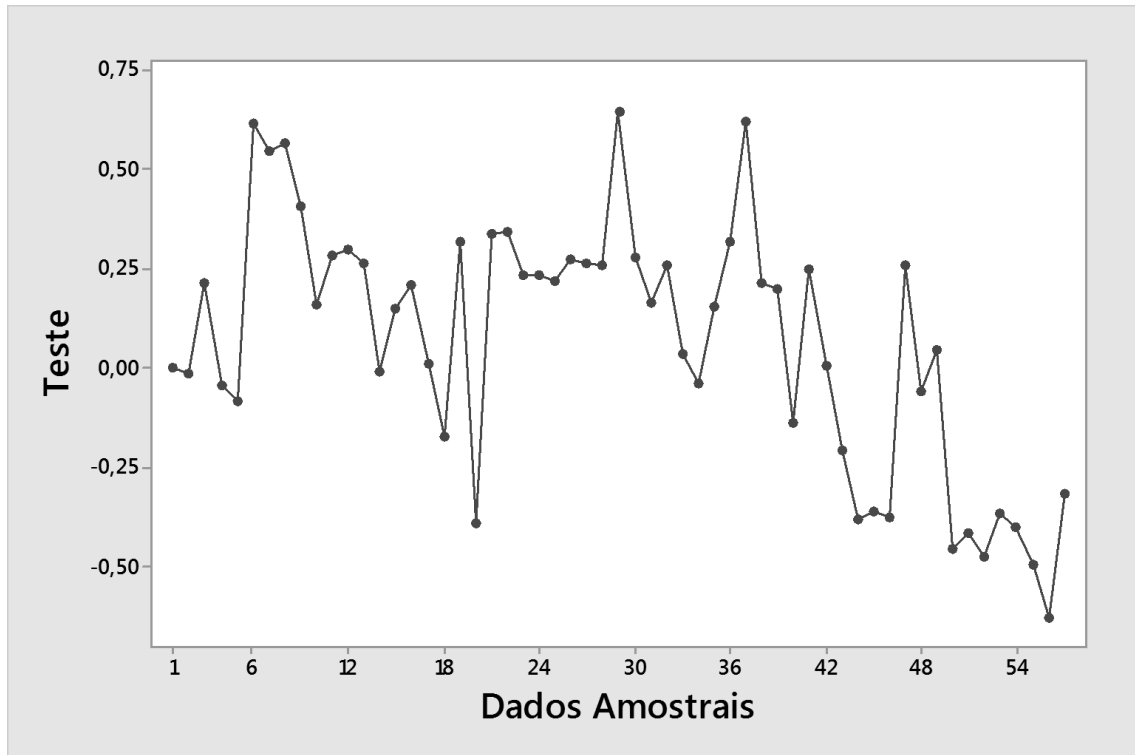


Fonte: Autor.

**Figura 28** - Gráfico dos resíduos dos dados de validação do sistema de desinfecção



Fonte: Autor.

**Figura 29** - Gráfico dos resíduos dos dados de teste do sistema de desinfecção

Fonte: Autor.

Nos gráficos dos resíduos não se nota nenhum padrão sistemático, mesmo assim, todos os valores encontrados mantêm a qualidade da água dentro dos padrões de potabilidade estabelecidos.

Para a análise da sensibilidade das variáveis de entrada foram realizadas perturbações, para verificar o impacto de cada variável na saída da rede (ajuste na válvula dosadora de gás cloro), comparando os novos resultados obtidos com o modelo sem perturbações. A Tabela 5 apresenta a comparação estatística da sensibilidade.

**Tabela 5** - Comparação estatística dos valores de sensibilidade das variáveis de entrada do sistema de desinfecção

<b>Varição das entradas</b>	<b>Média</b>	<b>DP</b>	<b>Cv</b>	<b>R<sup>2</sup></b>
Normais	1,424	0,166	0,117	0,83
Vazão – 50%	1,211	0,231	0,166	0,81
Turbidez 2 – 50%	1,389	0,237	0,170	0,79
pH – 50%	1,112	0,345	0,187	0,76
Cloro – 50%	1,002	0,196	0,133	0,78

DP – Desvio Padrão; Cv – Coeficiente de Variação, Turbidez 2 – Turbidez de água tratada.

Fonte: Autor.



A variável mais importante para a simulação do sistema de desinfecção é o valor de cloro residual desejado. A segunda variável mais importante foi o pH e a variável que tem menor influência no sistema é a turbidez 2.

A equação do modelo é expressa na Equação 10.

$$Y = 0,95X + 0,64 \quad (10)$$

Os resultados dos modelos encontrados apresentaram valores semelhantes aos do sistema real, o que garante resultados de água tratada dentro da margem de tolerância da portaria de potabilidade de água para o consumo humano.

#### 4.2.8. Testes práticos realizados sistema de desinfecção

Os dados de entrada do sistema foram lançados como dados de entrada das redes, por meio da função que determina o valor do ajuste para o sistema, utilizando o comando: *saida = sim (net, [entrada1; entrada2; entrada3; ...; entradan])*, esta fornece como saída o valor de ajuste ideal para o sistema. Com o resultado obtido, foi feito o ajuste nos sistemas e analisada a qualidade da água, e em todas as análises foram constatadas a eficácia das Redes, pois a qualidade da água se manteve dentro dos padrões estabelecidos para a potabilidade, ratificando a utilidade dos modelos desenvolvidos. A Tabela 6 apresenta alguns resultados obtidos com os ajustes de dosagens feitas com o auxílio da rede neural.

**Tabela 6** – Resultados dos testes práticos realizados - sistema de desinfecção

Teste	Vazão (m <sup>3</sup> /h)	pH	Ajuste (kg/h)	Saída (PPM)
01	278	7,6	1,4	2,0
02	425	8,2	1,7	2,0
03	412	8,6	1,6	2,1
04	415	8,1	1,5	2,0
05	429	8,4	1,7	2,1

Fonte: Autor.

Em todos os testes realizados o valor de saída está dentro dos padrões estabelecidos, validando a rede para utilização.

#### 4.3. ESTUDO DE UM SISTEMA DE CONTROLE PARA A ETA VIA RNA

Neste sentido foram desenvolvidos modelos MIMO para simulação de um sistema de controle da ETA por meio de RNAs, nas quais suas entradas são as variáveis de água bruta e as injeções de produtos químicos; e como as saídas das

redes, os valores de turbidez e cloro residual da água tratada, assim, vale destacar algumas características das RNAs, segundo a literatura:

- Sistemas não lineares: a aplicação das RNAs em identificação e controle de sistemas não lineares tem apresentado resultados promissores, baseados na capacidade das RNAs de mapear funções aleatórias, não lineares;
- Processamento paralelo distribuído: as RNAs têm uma estrutura altamente paralela que resulta de forma natural num processamento paralelo. Uma vez que o neurônio matemático, elemento de processamento numa RNA, é de fácil realização, não apresentando dificuldades para execução;
- Velocidade de processamento: por apresentar um elemento processador simples e uma arquitetura paralela, o processamento de uma informação é naturalmente rápido;
- Tolerância à falha: a característica de distribuição da informação torna o sistema tolerante à falha ou, no mínimo, mais eficaz que os métodos convencionais;
- Aprendizado e adaptabilidade: as RNAs são treinadas mediante registro de dados obtidos do sistema em estudo. Após validação e testes, quando da aquisição de dados em tempo real, a RNA pode ainda aprender mediante situações que não foram abordadas no treinamento, caracterizando uma adaptabilidade on-line;
- Sistemas multivariáveis: a RNA é, por natureza, um sistema que processa múltiplas entradas e múltiplas saídas, sendo aplicadas de maneira eficaz em sistemas MIMO.

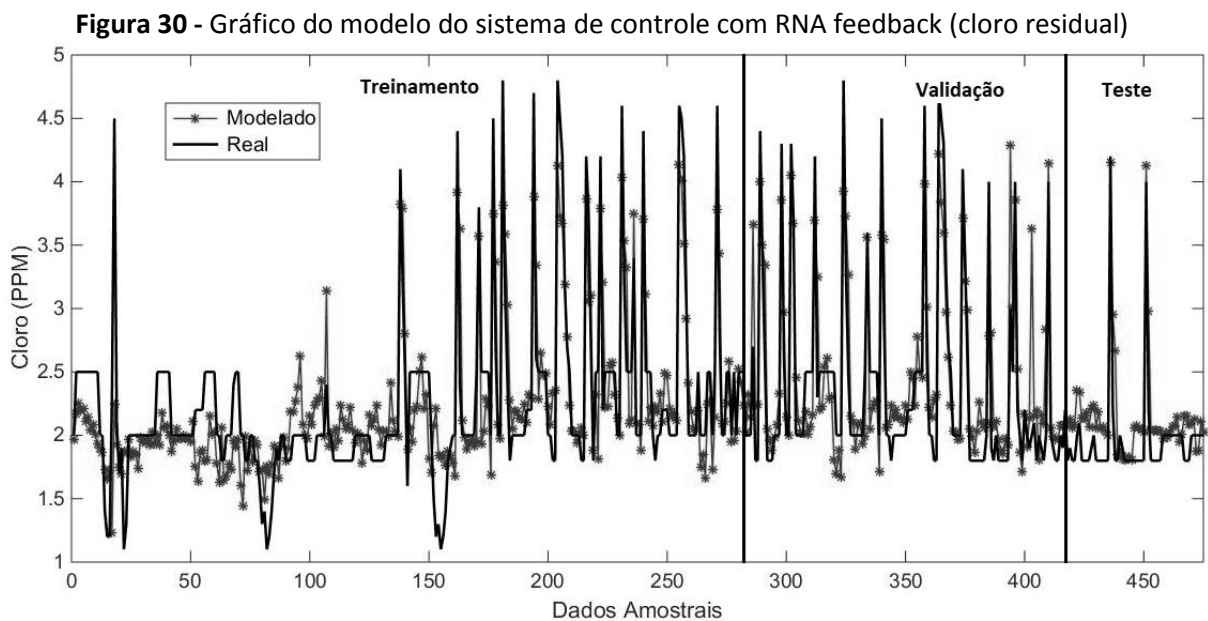
Os modelos encontrados têm a função de prever os valores de saída de água tratada, por meio da análise dos dados de chegada (água bruta) e regulagens dos sistemas de tratamento. Podem ser utilizados para estimar os valores de saída dos sistemas.

Os dados amostrais (475) foram divididos em um conjunto de treinamento, utilizado para o desenvolvimento dos modelos, com 285 amostras equivalentes a 60% do total, um conjunto de validação formado por 133 amostras que representam 28% dos dados e um conjunto de testes composto por 57 amostras que dá um total de 12%.

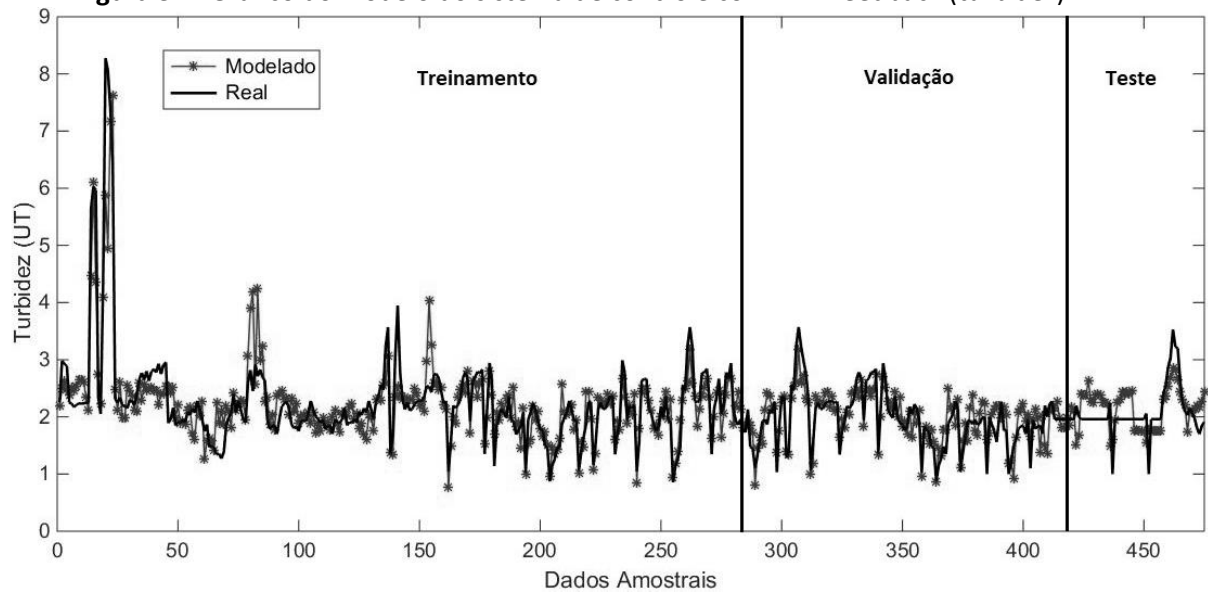
### 4.3.1. Topologia das Redes (Camadas e Número de Neurônios)

Na busca do número ideal de neurônios da RNA, foi estabelecida a variação da quantidade de neurônios na camada oculta (de 2 a 30) e iterações (40000). No desenvolvimento das RNAs foi escolhido o método de aprendizagem backpropagation e as funções de ativação foram a logsigmoidal (logsig) na camada oculta, e a linear (purelin) na camada de saída. No processo de treinamento da rede neural, o algoritmo backpropagation.

Por se tratar de uma simulação de um sistema de controle a topologia escolhida para as RNAs foi a feedback, apresentando como resultados ideal de neurônios de 08 para os dois sistemas. Os modelos desenvolvidos atendem ao propósito de estimativa, pois em nenhum momento as saídas apresentaram valores negativos, como pode ser constatado nas Figuras 30 e 31.



Fonte: Autor.

**Figura 31** - Gráfico do modelo do sistema de controle com RNA feedback (turbidez)

Fonte: Autor.

Há similaridade entre os modelos encontrados e os dados reais de água tratada, o que induz que a utilização destes modelos podem prever o resultado de saída dos processos.

#### 4.3.2. Análise Estatística dos modelos

Foi realizada uma comparação estatística entre os modelos encontrados para os sistemas de desinfecção e coagulação em relação aos valores reais de saída da Estação. A Tabela 7 apresenta uma comparação estatística com os valores do sistema de desinfecção e a Tabela 8 do sistema de coagulação.

**Tabela 7** - Comparação estatística dos valores do modelo do sistema de desinfecção

Sistema	Média	DP	Cv	Máx.	Mín.	R <sup>2</sup>	EQM
Real	2,263	0,694	0,307	4,800	1,100	-----	-----
Treinamento	2,231	0,576	0,258	4,558	1,506	0,77	0,1278
Validação	2,467	0,678	0,275	4,702	1,521	0,74	0,1461
Teste	2,120	0,415	0,196	3,959	1,729	0,68	0,0552

DP – Desvio Padrão; Cv – Coeficiente de Variação; Máx. – Máximo; Mín. – Mínimo; EQM – Erro Quadrático Médio.

Fonte: Autor.

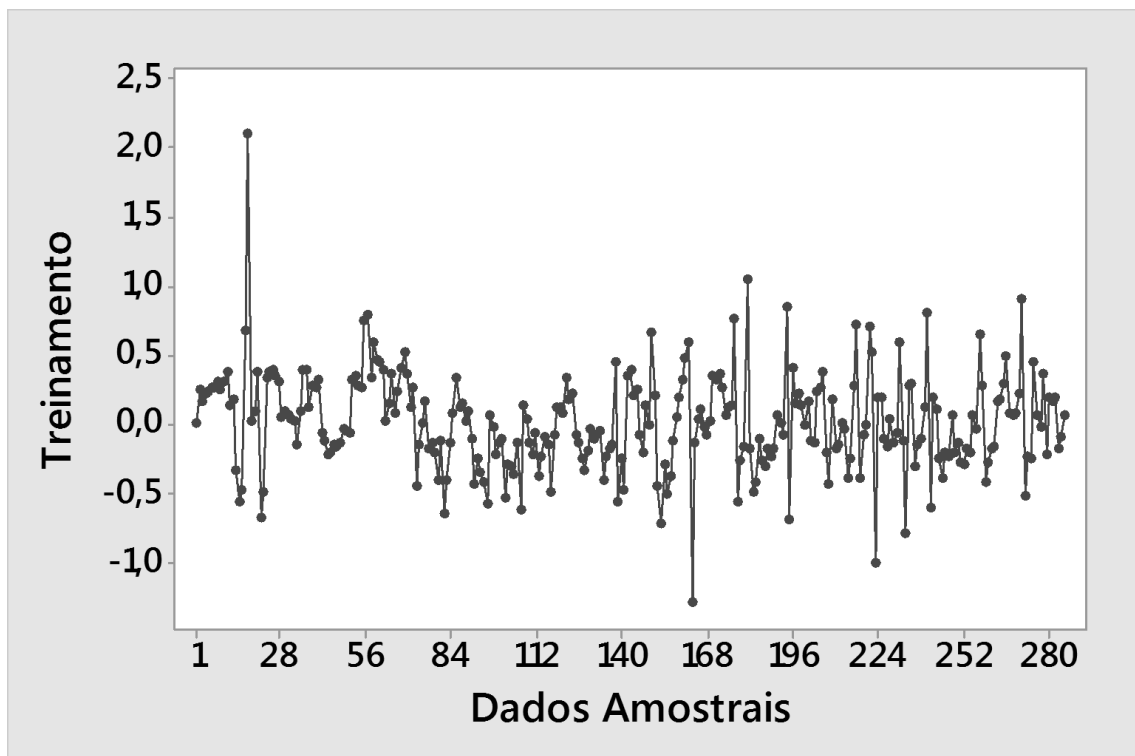
**Tabela 8** - Comparação estatística dos valores do modelo do sistema de coagulação

Sistema	Média	DP	Cv	Máx.	Mín.	R <sup>2</sup>	EQM
Real	2,159	0,762	0,353	8,276	0,857	-----	-----
Treinamento	2,256	0,784	0,352	8,011	0,879	0,75	0,1846
Validação	2,198	0,549	0,125	3,502	0,858	0,72	0,2086
Teste	2,090	0,430	0,096	3,188	0,688	0,65	0,2862

DP – Desvio Padrão; Cv – Coeficiente de Variação; Máx. – Máximo; Mín. – Mínimo; EQM – Erro Quadrático Médio.

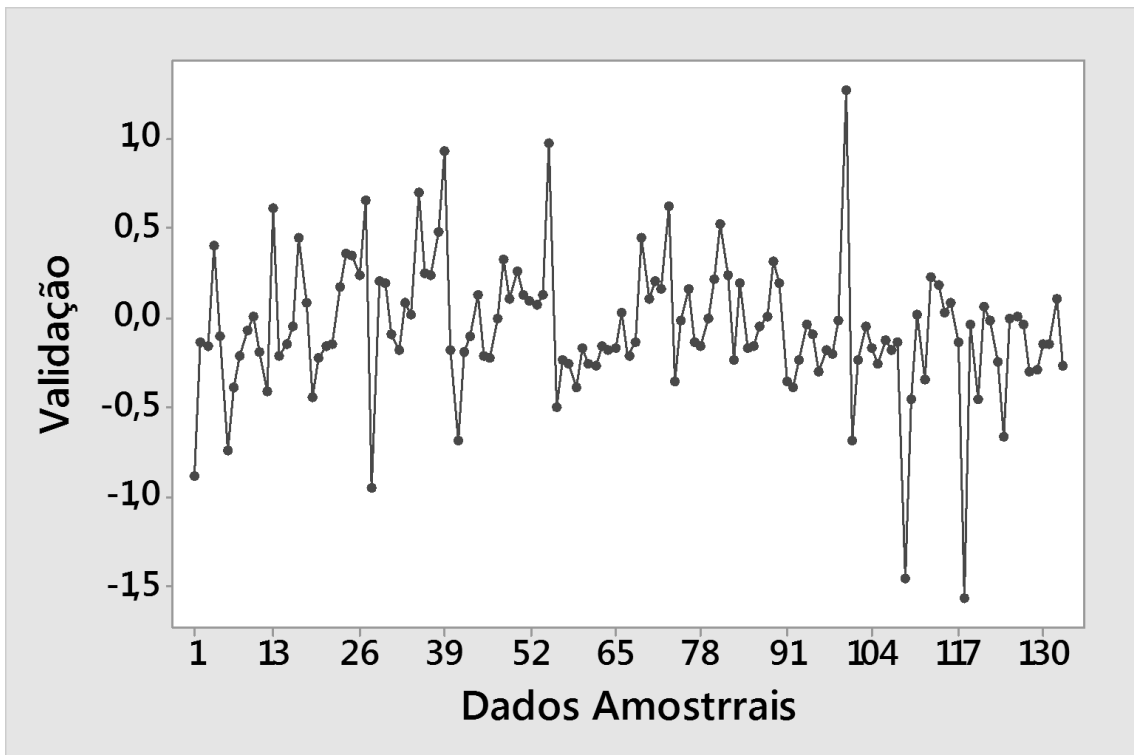
Fonte: Autor.

Para os dois modelos às tabelas apresentam valores considerados baixos para os desvios padrão, indicando que os dados tendem para a média, comprovando esta tendência por meio dos valores baixos dos coeficientes de variação. Os valores de R<sup>2</sup> indicam que há uma boa concordância entre os valores reais e os modelos. O erro quadrático médio próximo de zero indica uma boa precisão dos modelos. Aprofundando a análise, temos os gráficos dos resíduos da rede para analisar a qualidade dos ajustes, conforme demonstrados nas Figuras 32, 33, 34, 35, 36 e 37.

**Figura 32** - Gráfico dos resíduos dos dados de treinamento do sistema de desinfecção

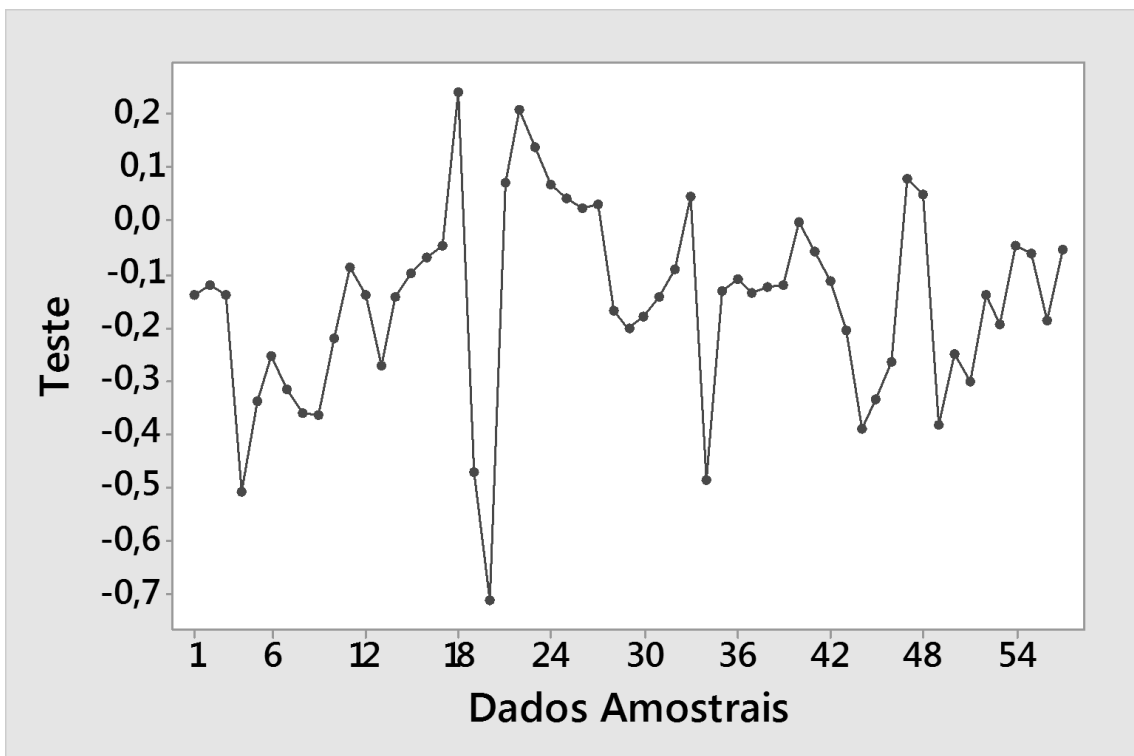
Fonte: Autor.

**Figura 33** - Gráfico dos resíduos dos dados de validação do sistema de desinfecção



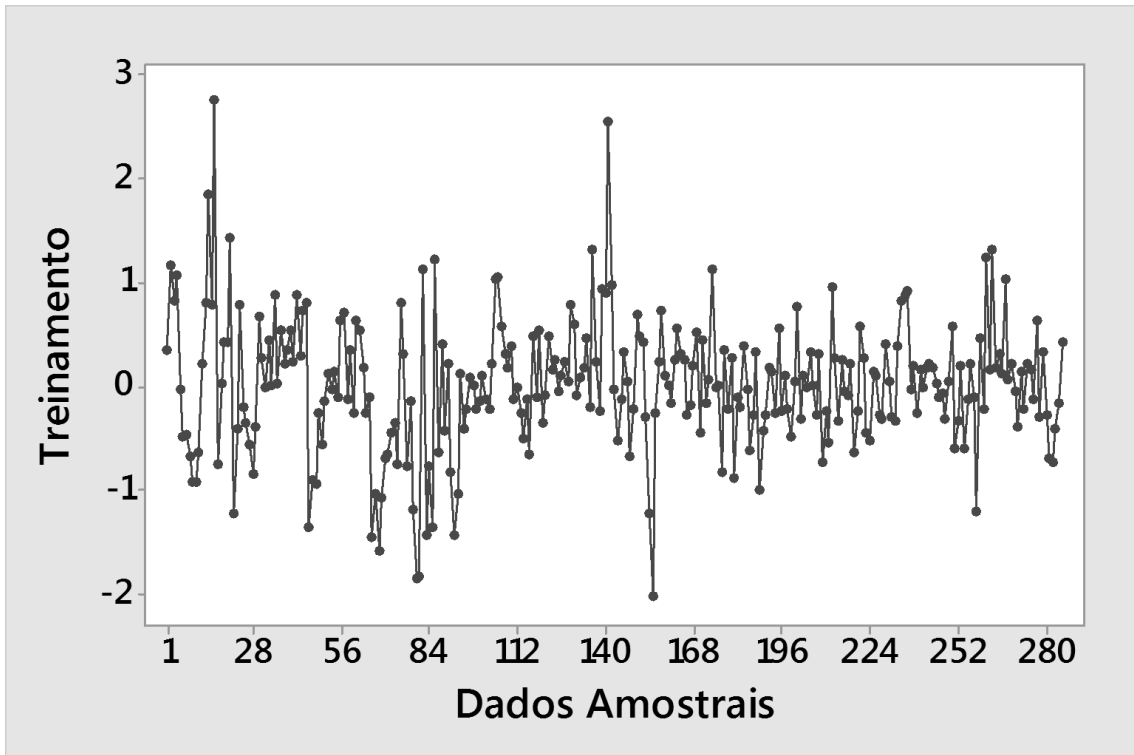
Fonte: Autor.

**Figura 34** - Gráfico dos resíduos dos dados de teste do sistema de desinfecção



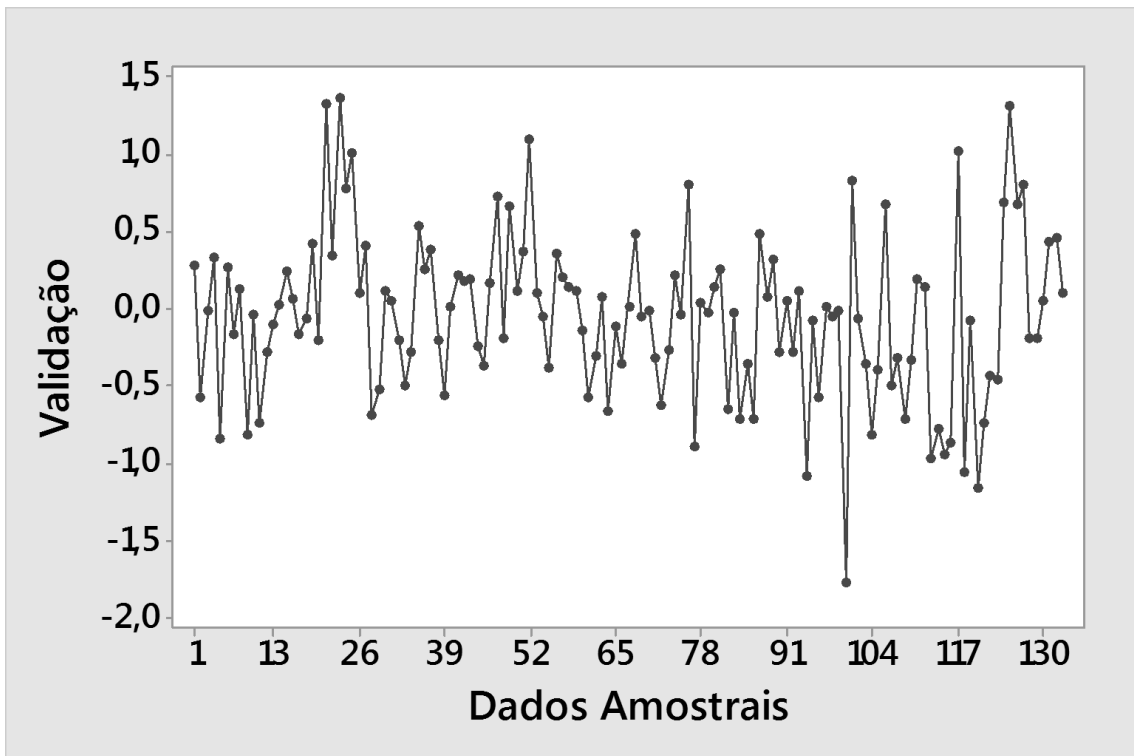
Fonte: Autor.

**Figura 35** - Gráfico dos resíduos dos dados de treinamento do sistema de coagulação

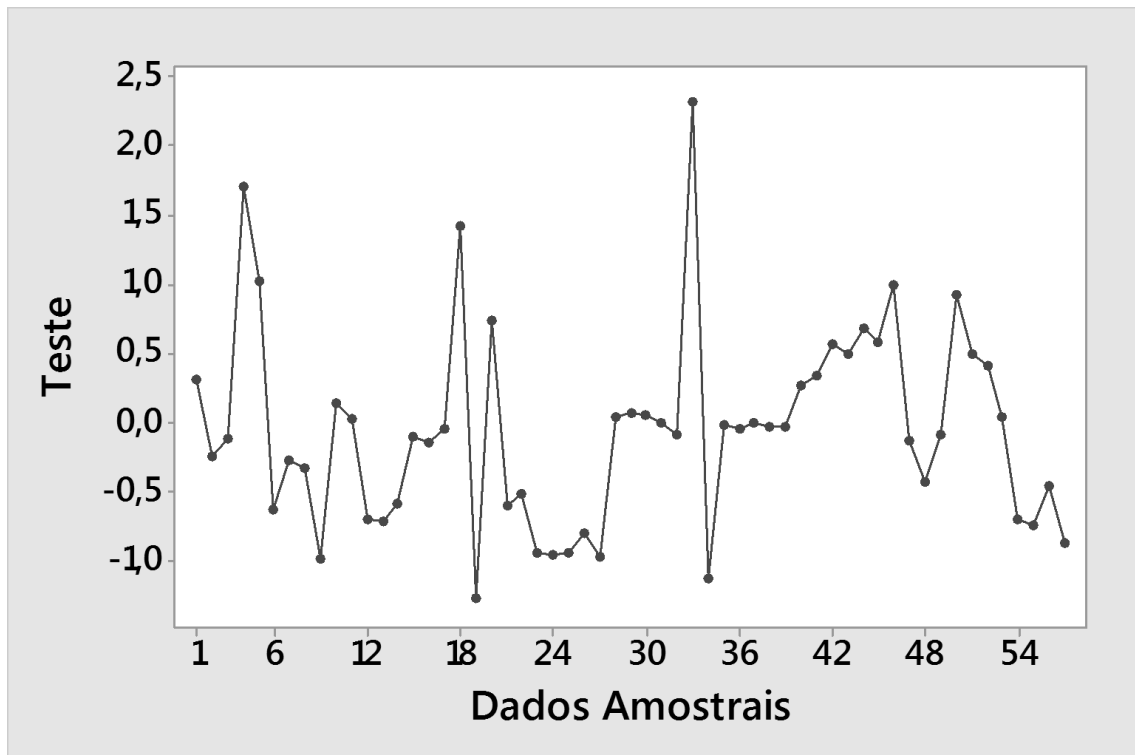


Fonte: Autor.

**Figura 36** - Gráfico dos resíduos dos dados de validação do sistema de coagulação



Fonte: Autor.

**Figura 37** - Gráfico dos resíduos dos dados de teste do sistema de coagulação

Fonte: Autor.

Os gráficos dos resíduos não apresentam nenhum padrão sistemático em nenhum dos processos, mesmo assim, todos os valores encontrados representam as saídas dos processos.

Para a análise da sensibilidade das variáveis de entrada foram realizadas perturbações nestas, para verificar o impacto de cada variável na saída das redes (sistema de desinfecção e coagulação), comparando os novos resultados obtidos com o modelo sem perturbações. As Tabelas 9 e 10 apresentam as comparações estatísticas da sensibilidade dos respectivos sistemas.

**Tabela 9** - Comparação estatística dos valores de sensibilidade das variáveis de entrada do sistema de desinfecção

<b>Variação das entradas</b>	<b>Média</b>	<b>DP</b>	<b>Cv</b>	<b>R<sup>2</sup></b>
Normais	1,98	0,426	0,216	0,81
Vazão – 50%	2,93	0,361	0,189	0,74
Turbidez 2 – 50%	2,01	0,415	0,209	0,80
Cloro – 50%	1,02	0,334	0,172	0,68

DP – Desvio Padrão; Cv – Coeficiente de Variação, Turbidez 2 – Turbidez de água tratada.

Fonte: Autor.



**Tabela 10** - Comparação estatística dos valores de sensibilidade das variáveis de entrada do sistema de coagulação

<b>Variação das entradas</b>	<b>Média</b>	<b>DP</b>	<b>Cv</b>	<b>R<sup>2</sup></b>
Normais	2,078	0,424	0,204	0,75
Vazão – 50%	1,58	0,327	0,103	0,71
Turbidez 1 – 50%	0,89	0,015	0,026	0,72
Sulfato – 50%	3,482	0,571	0,329	0,67

DP – Desvio Padrão; Cv – Coeficiente de Variação, Turbidez 1 – Turbidez de água bruta.

Fonte: Autor.

No sistema de desinfecção a variável mais importante para a simulação do sistema é o valor de injeção de cloro. A segunda variável mais importante foi a vazão e a variável que tem menor influência no sistema é a turbidez 2. Para o sistema de coagulação a variável mais importante para a simulação do sistema é a injeção de sulfato. A segunda variável mais importante foi a turbidez 1 e a variável que tem menor influência no sistema é a vazão.

As equações dos modelos para os sistemas de desinfecção e coagulação são apresentadas nas Equações 11 e 12 respectivamente.

$$Y_c = 0,96X + 0,46 \quad (11)$$

$$Y_s = 0,91X + 0,72 \quad (12)$$

Os resultados dos modelos encontrados apresentaram valores semelhantes aos do sistema real, o que garante sua utilização como forma de previsão da saída de água tratada.

#### **4.3.3. Testes práticos realizados**

Os dados de entrada do sistema e ajustes foram lançados como dados de entrada das redes, a sua saída determinará os índices de qualidade da água tratada, resultados por meio do comando: *saida = sim (net, [entrada1; entrada2; entrada3; ...; entradan])*. Os resultados de saída, determinados pelas redes neurais foram idênticos aos resultados práticos da água tratada no quesito turbidez e cloro residual. As Tabelas 11 e 12 apresentam alguns resultados obtidos.

**Tabela 11** – Resultados dos testes práticos realizados sistema de desinfecção

<b>Teste</b>	<b>Sistema (PPM)</b>	<b>Simulação (PPM)</b>
01	2,5	2,4
02	2,2	2,2
03	2,4	2,3
04	2,1	2,2
05	2,2	2,3

Fonte: Autor.

**Tabela 12** – Resultados dos testes práticos realizados sistema de coagulação

<b>Teste</b>	<b>Sistema (UT)</b>	<b>Simulação (UT)</b>
01	3,4	3,6
02	4,2	4,1
03	3,3	3,2
04	4,1	3,9
05	2,9	3,1

Fonte: Autor.

Em todos os testes realizados os valores de saída foram bem próximos aos reais, validando os modelos para estimativa da qualidade de água tratada.

#### 4.4. SIMULAÇÃO DE CONTROLE AUTOMÁTICO: ETA PALMEIRA DOS ÍNDIOS

Nos processos com controle manual o homem interage sobre os processos a fim de alcançar uma saída predeterminada, porém o controle manual só permite a eliminação do erro em processos simples ou hipotéticos. Já no sistema de controle automático o próprio processo faz os ajustes necessários para obter o resultado desejado, assim, um controle automático é nitidamente superior a um manual. Neste sentido foram feitas simulações de controladores automáticos para a ETA de Palmeira dos Índios.

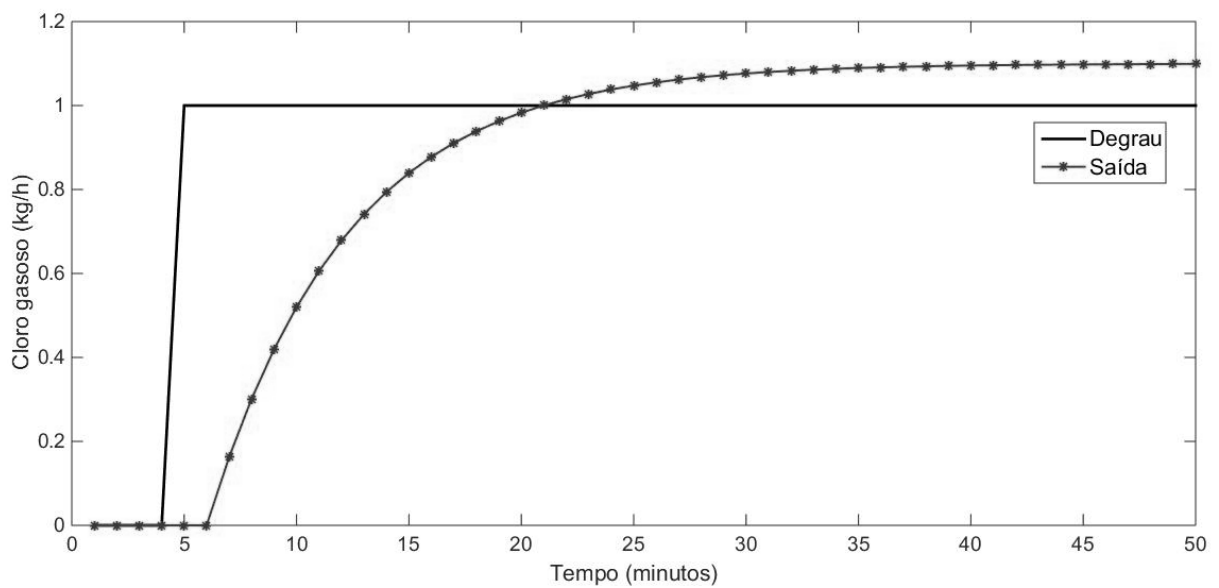
Para a modelagem, foi utilizado o Método de Sundaresan e Krishnaswamy, porém, como não há nenhuma instrumentação na ETA que forneça dados necessários para a obtenção das funções de transferência e curvas de reações dos sistemas, só foi possível a identificação dos ganhos dos processos, sendo o ganho de 1,1 para o sistema de desinfecção e ganho de -0,5 para o sistema de coagulação, as constantes de tempo foram estimadas em função das informações dadas pelos operadores. Para o sistema de desinfecção foi identificada a função de transferência, conforme a Equação 13, e para o sistema de coagulação descrita na Equação 14. As curvas de reação dos sistemas de desinfecção e coagulação a um degrau são ilustradas nas Figuras 38 e 39 respectivamente. Os valores adotados

forneem a base m nima para o estudo, desenvolvimento de um “modelo aproximado”.

$$G_1(s) = \frac{1,1}{2,5s + 1} \quad (13)$$

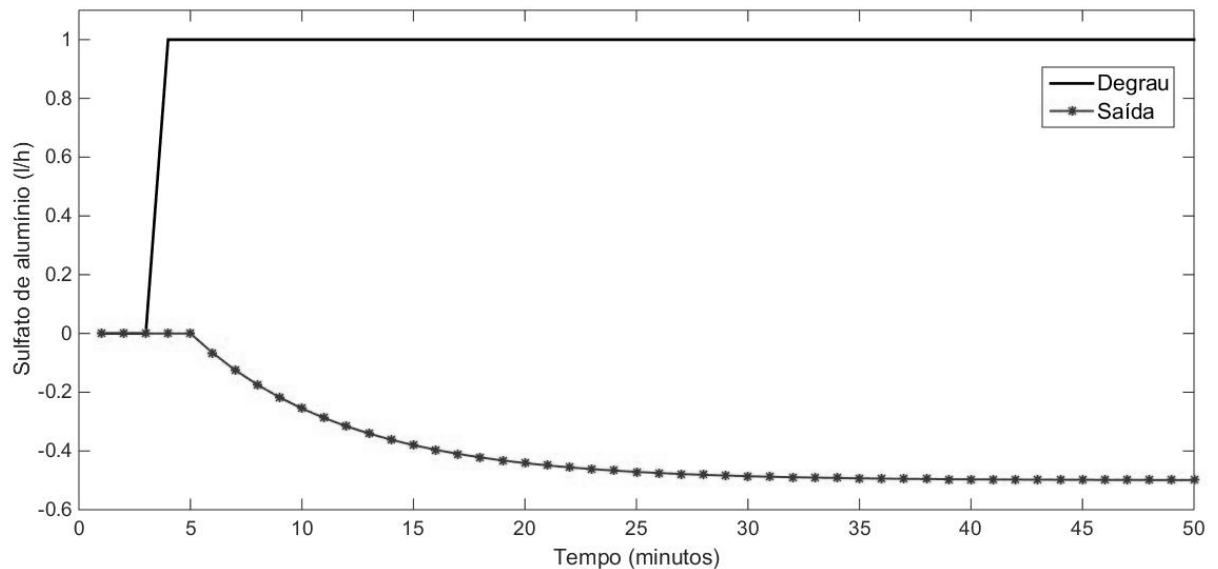
$$G_2(s) = \frac{-0,5}{3,5s + 1} \quad (14)$$

**Figura 38** - Gr fico da rea o a um degrau da sa da do sistema de desinfec o da ETA



Fonte: Autor.

**Figura 39** - Gr fico da rea o a um degrau da sa da do sistema de coagula o da ETA



Fonte: Autor.

Com isso, foram feitas simula es em malha fechada, buscando-se um sistema de controle robusto. O m todo de sintonia dos controladores foi o M todo do Modelo

Interno (IMC) com a determinação de  $K_P$ ,  $T_I$ ,  $K_I$ , foi adotada a variação de  $\lambda$  para simular erros na modelagem e analisar o comportamento dos controladores. No estudo optou-se por um controlador PI, pois o mesmo apresentou resultados semelhantes a um controlador PID.

Os resultados dos ganhos para sintonia dos controladores em função de  $\lambda$  são apresentados na Tabela 13.

**Tabela 13** - Resultados dos ganhos dos controladores PI pelo método IMC

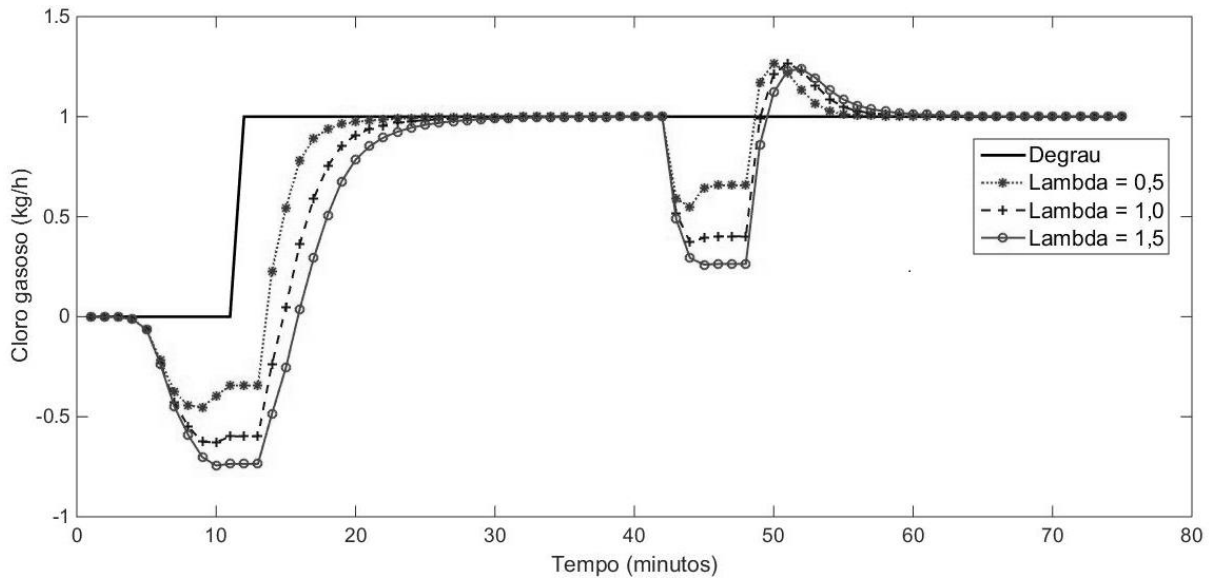
Cloro	$K_P$	$T_I$	$K_I$
$\lambda = 0,5$	5,00	2,75	1,82
$\lambda = 1,0$	2,50	2,75	0,91
$\lambda = 1,5$	1,67	2,75	0,61
Sulfato	$K_P$	$T_I$	$K_I$
$\lambda = 2,0$	-4,25	4,25	-1,00
$\lambda = 2,5$	-3,40	4,25	-0,80
$\lambda = 3,0$	-2,83	4,25	-0,67

Fonte: Autor.

Esses resultados foram aplicados na sintonia dos controladores PI, com o objetivo de identificar quais os valores que apresentam os melhores resultados para os sistemas de tratamento da ETA.

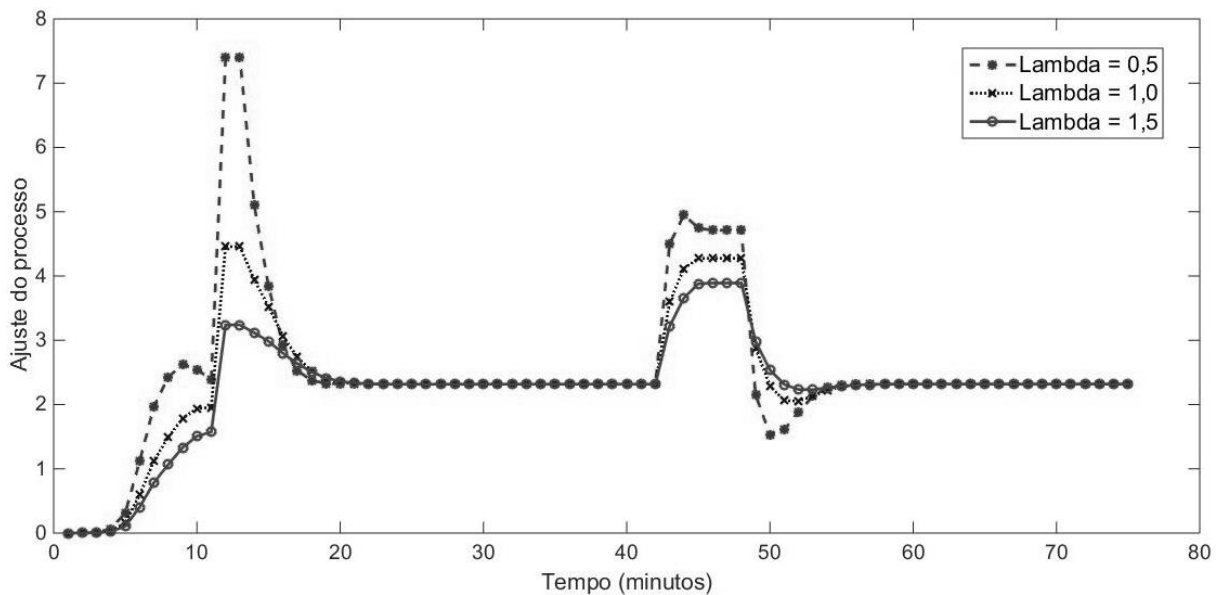
Para os dois sistemas foram aplicados degraus para obter a dinâmica dos processos e dos controladores. No sistema de desinfecção foi aplicada uma perturbação em rampa como forma de pulso retangular para simular uma variação na vazão de entrada da ETA. Os resultados em função a variação de  $\lambda$  são demonstrados na Figura 40 e o sinal de controle na Figura 41.

**Figura 40** - Gráfico comparativo do controlador PI do sistema de cloro em função de  $\lambda$



Fonte: Autor.

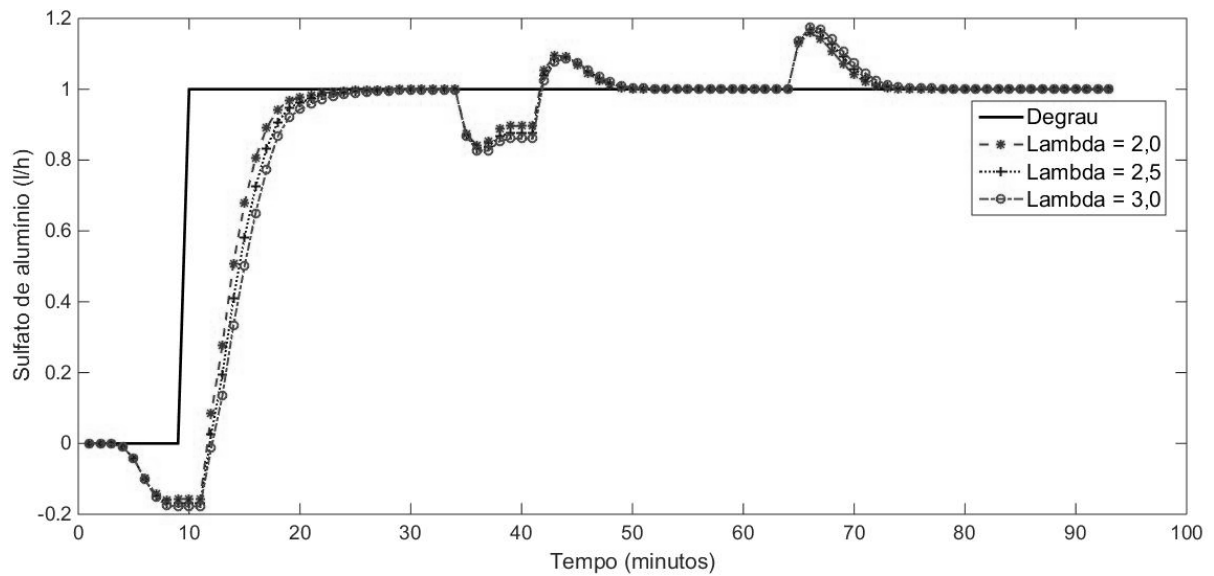
**Figura 41** – Sinal de controle PI do sistema de desinfecção da ETA



Fonte: Autor.

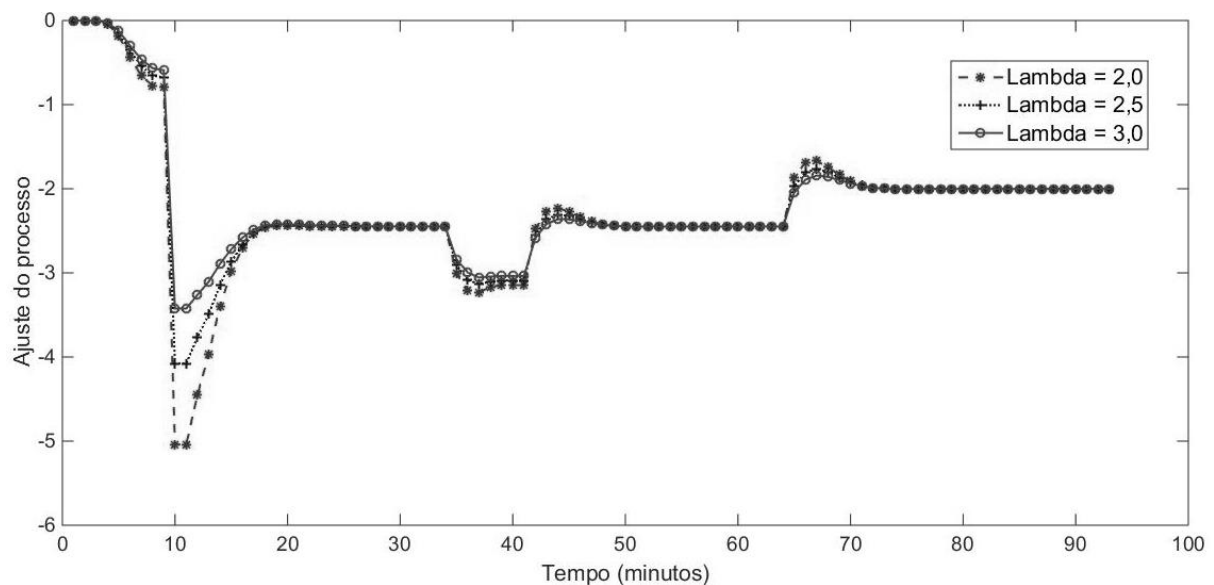
No sistema de coagulação foi aplicada uma perturbação em rampa como forma de pulso retangular para simular uma variação na vazão de entrada da ETA e outra perturbação em degrau simulando uma variação na turbidez da água bruta. O sistema desinfecção foi desprezado como perturbação, pois este é insignificante se comparado à vazão do sistema. Os resultados em função a variação de  $\lambda$  são demonstrados na Figura 42 e o sinal de controle na Figura 43.

**Figura 42** - Gráfico comparativo do controlador PI do sistema de sulfato em função de  $\lambda$



Fonte: Autor.

**Figura 43** – Sinal de controle PI do sistema de coagulação da ETA



Fonte: Autor.

O objetivo destas perturbações foi de verificar o overshoot e tempo de acomodação dos sistemas após a sua estabilização. Analisando os resultados das simulações, a melhor sintonia encontrada para os dois processos foi com o menor  $\lambda$ , pois apresenta menor overshoot e menor tempo de acomodação.

Como análise de desempenho dos controladores, foram utilizados os índices IAE (Integral do Erro Absoluto) e ISE (Integral do Erro Quadrático), descritos nas Equações 15 e 16 e com resultados detalhados para os sistemas conforme as Tabelas 14 e 15.

$$IAE = \int_0^T |e(t)| dt \quad (15)$$

$$ISE = \int_0^T e^2(t) dt \quad (16)$$

**Tabela 14** – Comparação entre os índices de desempenho IAE e ISE do sistema de desinfecção

Sistema de desinfecção				
Lambda	Tempo	Saída	IAE	ISE
0,5	70,00	1,0000	2,0693	0,8599
1,0	70,00	1,0000	3,7353	2,1841
1,5	70,00	1,0000	5,2155	3,6172

Fonte: Autor.

**Tabela 15** – Comparação entre os índices de desempenho IAE e ISE do sistema de coagulação

Sistema de coagulação				
Lambda	Tempo	Saída	IAE	ISE
2,0	90,00	1,0000	3,4329	1,3728
2,5	90,00	1,0000	4,2072	1,7464
3,0	90,00	1,0000	4,9668	2,1223

Fonte: Autor.

Com a análise dos índices IAE e ISE dos dois processos, ratificou-se que a melhor sintonia dá-se com o menor valor de  $\lambda$ , pois com o aumento de  $\lambda$  os índices aumentam, indicando um erro maior.

Vale destacar que um projeto completo e bem elaborado passa por diversas etapas que requerem disponibilidade técnica, orçamentária e, sobretudo, tempo.

Desenvolvimento de modelos e simulações de processos são ferramentas computacionais utilizadas como uma poderosa alternativa para a redução de custos e análise de desempenho em controle de processos, Americano da Costa (2014) destaca a importância da utilização de modelos e simuladores.

Experiências em outras plantas mostram que o investimento na utilização dos simuladores garante tomadas de decisões corretas que visam ao lucro na produção. Ou seja, com esse tipo de auxílio, o usuário (operador ou engenheiro) pode comparar alternativas com diferentes graus de complexidade e fazer a escolha mais adequada para operação de um processo. (p. 1).

## 5. CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS

Este trabalho estudou e propôs o desenvolvimento de modelos via redes neurais artificiais, a partir de dados coletados na ETA de Palmeira dos Índios. Os dados disponíveis foram selecionados permitindo uma preparação adequada destes para o processo de modelagem. Esse modelo RNA realizaria a predição dos valores dos ajustes nos sistemas de coagulação e desinfecção da ETA, visando auxiliar o operador nos momentos de realização dos ajustes nos processos.

Por se tratar de uma ETA na qual todo o seu processo de tratamento tem os ajustes realizados de forma manual, quando há alguma anormalidade no sistema, o operador na tentativa de buscar a estabilização do processo, por meio das dosagens corretas, comete erros. Dentre esses erros podem-se citar como exemplo as aplicações de altas ou baixas dosagens, usando uma quantidade excessiva de produtos químicos ou reduzindo a eficiência do processo.

A proposição destes modelos como uma ferramenta de auxílio para a operação da ETA se constitui como uma abordagem inovadora para a Companhia. Através da aplicação dos modelos desenvolvidos pode-se adequar imediatamente a certas situações de descontrole operacional. Permite-se uma adequada tomada de decisão sobre os ajustes necessários, contribuindo para a estabilidade e confiabilidade operacional de todo o processo.

A modelagem considerou os parâmetros de qualidade da água bruta e tratada, parâmetros dos processos de injeção de sulfato líquido e de adição de cloro gasoso e uma ampla variação da qualidade da água bruta. Os modelos construídos reproduziram relativamente bem os dados experimentais da dosagem do sulfato de alumínio e de cloro gasoso.

Os modelos desenvolvidos, por meio das técnicas de RNAs, se mostraram eficazes, utilizando os resultados obtidos com a simulação de suas saídas para ajustes nos processos. Nos testes práticos realizados, validou-se a eficácia dos modelos desenvolvidos, em diversos testes realizados, os ajustes propostos e aplicados tiveram como resultado final uma água tratada e dentro dos parâmetros de potabilidade estabelecidos na portaria do Ministério da Saúde nº 2914/2011.



Realizando uma análise geral dos resultados, os modelos apresentaram bons resultados, visto que, alcançou o objetivo pretendido de se desenvolver modelos aptos para predição da dosagem do sulfato de alumínio e de gás cloro em condições operacionais adversas ou não.

Apesar dos dados utilizados serem do tipo *ex-post* o desempenho dos modelos ajustados sugerem que eles podem ser melhorados a partir da modelagem com dados experimentais com melhor qualidade, obtidos através de um planejamento de experimentos adequado. Esses modelos auxiliam na estabilização da qualidade da água distribuída, pois em função das variáveis de entrada apresentam os ajustes tidos como ideias para a regulação dos processos, proporcionando, além disso, uma redução nos custos operacionais em função dos desperdícios de produtos químicos.

A simulação de um sistema de controle automático para a ETA serve como complemento do trabalho desenvolvido, demonstrando outra possibilidade para o sistema, porém neste caso, requer certo investimento financeiro por parte da Companhia.

Conclui-se, então, que as Redes Neurais Artificiais são uma ferramenta poderosa para a predição, por fim, os modelos desenvolvidos poderão ter utilidade principalmente para superar a dificuldade em determinar as dosagens requeridas do sulfato de alumínio e do gás cloro mediante a ocorrência de eventos como chuvas fortes ou vazamentos na adutora, sendo capaz de reagir a significativas mudanças na água bruta para garantir uma boa operação da planta de tratamento de água.

## 5.1. RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Com o desenvolvimento deste trabalho, muitos estudos ainda se fazem necessários. Segue como recomendações de trabalhos futuros:

- a) Estudo e aplicação de outras técnicas de modelagem ao caso estudado;
- b) Realização de estudo mais detalhado sobre a influência dos picos de chuva (dados pluviométricos) nos picos de cor, turbidez e sólidos em suspensão na água bruta;

- c) Aplicação de algoritmos de regularização para melhorar a eficiência do processo de aprendizagem das redes;
- d) Realização de experimentos devidamente planejados para obtenção de dados com melhor qualidade para modelagem;
- e) Desenvolvimento de estudos e simulações de controladores para a ETA;
- f) Implantação de controladores automáticos para os processos da ETA comparando as técnicas de sintonia convencionais com sintonia por meio de RNAs.

## 5.2. PUBLICAÇÕES VINCULADAS À PESQUISA

CAVALCANTE, W. M.; FILHO, M. V. A. C.; MARTINS, M. A. F.; SANTOS, T. L. M. Redes Neurais Artificiais como ferramenta de predição dos ajustes no consumo dos produtos químicos da ETA de Palmeira dos Índios. **XXXIII International Sodebras Congress**, Salvador, 29 a 31 maio 2015.

CAVALCANTE, W. M.; FILHO, M. V. A. C.; MARTINS, M. A. F.; SANTOS, T. L. M. Redes Neurais Artificiais como ferramenta de predição dos ajustes no consumo dos produtos químicos da ETA de Palmeira dos Índios. **Revista Sodebras**, Salvador, v. 10, n. 116, p. 183 - 187, Agosto 2015.

## 6. REFERÊNCIAS

BAXTER, C. W. et al. Developing artificial neural network models of water treatment processes: a guide for utilities. **Journal of Environmental Engineering and Science**, Edmonton, v. 1, p. 201 - 2011, Setembro 2002.

BOÇOIS, A. **Diagnóstico de Doenças Dermatológicas Usando a Rede Neural de KOHONEN**. 2012. 98 f. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia Universidade Federal do Paraná. Curitiba, 2012.

BOWDEN, G. J.; MAIER, H. R.; DANDY, G. C. Optimal division of data for neural network models in water resources applications. **Water Resources Research**, v. 38, n. 2, p. 1 - 8, Fevereiro de 2002.

BRAGA, A. D. P.; LUDERMIR, T. B.; CARVALHO, A. C. P. D. L. **Redes Neurais Artificiais Teoria e Aplicações**. Rio de Janeiro: LTC - Livros Técnicos e Científicos, 2000. 262 p.

BRASIL, M. S. Portaria MS nº 2.914 de 2011: Procedimentos de controle e de vigilância da qualidade da água para consumo humano e seu padrão de potabilidade. Secretaria de Vigilância em Saúde, Departamento de Vigilância em Saúde Ambiental e Saúde do Trabalhador, Brasília, 2011.

BRASIL, M. S. Vigilância e controle da qualidade da água para consumo humano. Secretaria de Vigilância em Saúde. Brasília: Secretaria de Vigilância em Saúde, 2006. p. 212.

CAPANEMA, S. P. **Instrumentação e Controle em uma Estação de Tratamento de Água**. 2004. 97 f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2004.

CAVALCANTE, W. M. et al. Redes Neurais Artificiais como ferramenta de predição dos ajustes no consumo dos produtos químicos da ETA de Palmeira dos Índios. **Revista Sodebras**, Salvador, v. 10, n. 116, p. 183 - 187, Agosto 2015.

DRIGO, E. S. **Análise do Discurso do Operador e seu Instrumento de Comunicação como Ferramenta para o Sistema de Gestão**. 2016. 105 f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Industrial (PEI), Escola Politécnica, Universidade Federal da Bahia, Salvador, 2016.

FILHO, M. V. A. D. C. SUSTENTABILIDADE NO CONSUMO DA ÁGUA MEDIANTE CONTROLE E AUTOMAÇÃO. **PD7 Technology**. Disponível em: <<http://pd7.com.br/sustentabilidade-no-consumo-da-agua-mediante-controle-e-automacao/>>. Acesso em: 31 agosto 2017.

FILHO, M. V. A. D. C.; RICO, J. E. N.; ELYOUSSEF, E. S. Uma plataforma computacional para sistemas de controle avançado: um estudo de caso aplicado a destilaria do etanol. **Anais do XX Congresso Brasileiro de Automática**, Belo Horizonte, 20 a 24 Setembro 2014. 4068-4075.

FREITAS, L. P. S. **Discriminação entre Pacientes Normais e Hemiplégicos Utilizando Plataforma de Força e Redes Neurais**. 2011. 84 f. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Faculdade de Engenharia – UNESP - Ilha Solteira, 2011.

GOMES, L. D. S. **Redes Neurais Artificiais aplicadas à inferência dos sinais de controle de dosagem de coagulantes em uma estação de tratamento de água por filtração direta**. 2012. 111 f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2012.

GUIMARÃES, A. M. et al. Módulo de validação cruzada para treinamento de redes neurais artificiais com algoritmo backpropagation e resilient propagation. **UEPG Ci. Exatas Terra, Ci. Agr. Eng.**, Ponta Grossa, v. 14, n. 1, p. 17 - 24, Abril 2008.

HEDDAM, S.; BERMAD, A.; DECHEMI, N. ANFIS-based modelling for coagulant dosage in drinking water treatment plant: a case study. **Environ Monit Assess**, v. 184, p. 1953 - 1971, maio 2011.

INSTITUTO Brasileiro de Geografia e Estatística. **IBGE**. Disponível em: <<http://cidades.ibge.gov.br/xtras/perfil.php?codmun=270630>>. Acesso em: 03 Novembro 2016.

MAIER, H. R.; DANDY, G. C. Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: a review of modelling issues and applications. **Environmental Modelling & Software**, v. 15, p. 101 - 124, 2000.

MENEZES, F. C. **Uso de redes neurais artificiais na predição da dosagem do sulfato de alumínio e do hidróxido de sódio no processo de coagulação**. 2011. 93f. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Industrial, Escola Politécnica, Universidade Federal da Bahia, Salvador, 2011.

RAMOS, R. D. O. et al. Redes Neurais Artificiais aplicadas na predição de dosagens de coagulante no tratamento convencional de água: uma revisão. **I Congresso Internacional da Diversidade do Semiárido (CONIDIS)**, Campina Grande, 10 a 12 Novembro 2016. 1 - 10.

RICH, E.; KNIGHT, K. **Inteligência Artificial**. 2. ed. Rio de Janeiro: McGraw-Hill, 1993. 722 p.

SILVA, G. G. et al. Tratamento de água de reservatórios por dupla filtração, oxidação e adsorção em carvão ativado granular. **Engenharia Sanitária e Ambiental**, Rio de Janeiro, v. 17, n. 1, p. 71 - 80, Janeiro 2012.

SILVA, S. R. E.; SCHIMIDT, F. Redução de variáveis de entrada de redes neurais artificiais a partir de dados de análise de componentes principais na modelagem de oxigênio dissolvido. **Química Nova**, São Paulo, v. 39, n. 3, p. 273 - 278, Fevereiro 2016.

SISTEMA Nacional de Informações sobre Saneamento. **SNIS**. Disponível em: <<http://app.cidades.gov.br/serieHistorica/>>. Acesso em: 03 Novembro 2016.

SOARES, I. S.; ALENCAR, R. J. N. D. Identificação de correntes de intrush na proteção diferencial de transformadores de potência através de redes neurais artificiais MLP. **XII Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente (SBAI)**, Natal, 25 a 28 Outubro 2015. 1011 - 1016.

SOGAB. **Ensino e Saúde**. Disponível em: <<http://www.sogab.com.br/anatomia/neuronio.jpg>>. Acesso em: 03 Junho 2016.

TOMPERI, J.; PELO, M.; LEIVISKA, K. Predicting the residual aluminum level in water treatment process. **Drinking Water Engineering and Science**, v. 6, p. 39 - 46, junho 2013.

WANDERLEY, H. S.; AMORIM, R. F. C. D.; CARVALHO, F. D. O. Interpolação espacial de dados com redes neurais artificiais. **XVII Congresso Brasileiro de Agrometeorologia**, Guarapari, 18 a 21 Junho 2011.