

**INSTITUTO DE ENGENHARIA NUCLEAR**

**LEONARDO RODRIGUES GONÇALVES**

**UTILIZAÇÃO DE REDES NEURAS ARTIFICIAIS PARA PREDIÇÃO DA  
CONCENTRAÇÃO RESIDUAL DE HIPOCLORITO DE SÓDIO NA ÁGUA DE  
REFRIGERAÇÃO DE USINAS NUCLEARES**

Rio de Janeiro

2022

LEONARDO RODRIGUES GONÇALVES

**UTILIZAÇÃO DE REDES NEURAS ARTIFICIAIS PARA PREDIÇÃO DA  
CONCENTRAÇÃO RESIDUAL DE HIPOCLORITO DE SÓDIO NA ÁGUA DE  
REFRIGERAÇÃO DE USINAS NUCLEARES**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Ciência e Tecnologia Nucleares do Instituto de Engenharia Nuclear da Comissão Nacional de Energia Nuclear como parte dos requisitos necessários para a obtenção do Grau de Mestre em Ciências em Engenharia Nuclear – Profissional em Métodos Computacionais.

Orientador: Prof. D. Sc. Cláudio Márcio do Nascimento Abreu Pereira

Prof. D. Sc. Cláudio Henrique dos Santos Grecco

Rio de Janeiro

2022

GONÇ Gonçalves, Leonardo Rodrigues

Utilização de redes neurais artificiais para predição da concentração residual de hipoclorito de sódio na água de refrigeração de usinas nucleares / Leonardo Rodrigues Gonçalves. – Rio de Janeiro: CNEN/IEN, 2022.

viii, 81f. : il.

Orientadores: Cláudio Márcio do Nascimento Abreu Pereira e Cláudio Henrique dos Santos Grecco

Dissertação (Mestrado em Ciências em Engenharia Nuclear) – Instituto de Engenharia Nuclear, PPGIEN, 2022.

1. Usinas nucleares. 2. Redes neurais artificiais 3. Hipoclorito de sódio.

UTILIZAÇÃO DE REDES NEURAS ARTIFICIAIS PARA PREDIÇÃO DA  
CONCENTRAÇÃO RESIDUAL DE HIPOCLORITO DE SÓDIO NA ÁGUA DE  
REFRIGERAÇÃO DE USINAS NUCLEARES.

Leonardo Rodrigues Gonçalves

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA  
E TECNOLOGIA NUCLEARES DO INSTITUTO DE ENGENHARIA NUCLEAR DA  
COMISSÃO NACIONAL DE ENERGIA NUCLEAR COMO PARTE DOS REQUISITOS  
NECESSÁRIOS PARA OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM CIÊNCIAS EM  
ENGENHARIA NUCLEAR – PROFISSIONAL EM MÉTODOS COMPUTACIONAIS

Aprovada por:

---

Dr. Cláudio Márcio do Nascimento Abreu Pereira, D. Sc

---

Dr. Cláudio Henrique dos Santos Grecco, D. Sc.

---

Dr. Paulo Victor Rodrigues de Carvalho, D. Sc.

---

Dr. Roberto Schirru, D. Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

OUTUBRO DE 2022

## RESUMO

Água do mar é utilizada como água de refrigeração em diversas das usinas nucleares em operação, e também em outros ramos da indústria como a petroquímica. A bioincrustação é um problema comum a sistemas que utilizam água do mar, causando corrosão em tubulações e equipamentos, furos e perda de eficiência em trocadores de calor. A utilização hipoclorito de sódio mostra-se eficiente para minimizar os danos provocados por bioincrustação desde que a concentração de cloro residual permaneça em uma faixa específica, pois dosagens baixas não protegerão os equipamentos e dosagens elevadas podem provocar danos ambientais. Objetivando a redução de custos de manutenção e operação dos equipamentos e sobretudo a operabilidade dos sistemas relacionados com a segurança de usinas nucleares que utilizam a água do mar, este trabalho desenvolveu redes neurais artificiais capazes de prever a concentração de cloro residual dos sistemas de refrigeração principal e de segurança de uma usina nuclear. Esta previsão é feita a partir de parâmetros ambientais e de processo que exercem influência sobre a concentração de cloro residual.

Palavras-chave: Usinas nucleares. Redes neurais artificiais. Hipoclorito de sódio. Sistemas de refrigeração.

## **ABSTRACT**

Sea water is used as cooling water in several of the nuclear power plants in operation, and also in other branches of industry such as petrochemicals. Biofouling is a common problem in systems that use seawater, causing corrosion in pipes and equipment, holes and loss of efficiency in heat exchangers. The use of sodium hypochlorite is efficient to minimize the damage caused by biofouling as long as the concentration of residual chlorine remains in a specific range, as low doses will not protect the equipment and high doses can cause environmental damage. Aiming at reducing maintenance and operating costs of equipment and especially the operability of systems related to the safety of nuclear plants that use seawater, this work developed artificial neural networks capable of predicting the concentration of residual chlorine in main refrigeration system and safety refrigeration system of a nuclear power plant. This prediction is made from environmental and process parameters that influence the concentration of residual chlorine.

Keywords: Nuclear power plants. Artificial neural networks. Sodium hypochlorite. Cooling systems.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1: Quantidade de reatores nucleares em operação comercial .....	12
Figura 2: Diagrama Temperatura – Entropia (T-s) de um ciclo Rankine. ....	14
Figura 3: Sistemas de refrigeração de uma Usina Nuclear tipo PWR.....	19
Figura 4: Layout simplificado da estrutura da tomada de água de refrigeração .....	24
Figura 5: Representação das telas fixas e rotativas e das comportas de isolamento para permitir a realização de manutenções nos equipamentos .....	25
Figura 6: Distribuição do fluxo de água de refrigeração com as comportas inseridas na galeria inicial número 6 .....	29
Figura 7: Distribuição do fluxo de água de refrigeração com as comportas inseridas na galeria inicial número 3 .....	29
Figura 8: Cadeia de remoção de calor residual.....	34
Figura 9: Incrustação de organismos marinhos no espelho dos tubos de trocador de calor .....	35
Figura 10: Biofouling nas telas fixas de MAPS.....	39
Figura 11: Esquema do sistema de produção e distribuição de hipoclorito de sódio	44
Figura 12: Diagrama esquemático da região de dosagem de hipoclorito de sódio ...	45
Figura 13: Curva de CV típicos para uma válvula do tipo borboleta.....	50
Figura 14: Gráfico mostrando três das curvas características de válvulas: Abertura rápida (quick opening), linear (linear) e igual porcentagem (equal percentage) .....	51
Figura 15: Gráfico mostrando a diferença entre as temperaturas de entrada e saída dos condensadores em função da potência do reator.....	54
Figura 16: Processamento de sinais de entrada (em uma rede do tipo feed forward) e dos sinais de erro em sentido oposto ao do processamento de sinais (back propagation). ....	59
Figura 17: Ilustração de um neurônio artificial com valor de limiar de atuação fixo e constante.....	63
Figura 18: Gráfico de funções de ativação .....	65
Figura 19: Arquitetura da Rede Neural Final.....	76
Figura 20: Valores reais e preditos pela Rede Neural Final para a concentração de cloro residual da galeria de Água de Refrigeração Principal 10 .....	81

Figura 21: Valores reais e preditos pela Rede Neural Final para a concentração de cloro residual da galeria de Água de Refrigeração Principal 20 .....	81
Figura 22: Valores reais e preditos pela Rede Neural Final para a concentração de cloro residual da galeria de Água de Refrigeração Principal 30 .....	82
Figura 23: Valores reais e preditos pela Rede Neural Final para a concentração de cloro residual da galeria de Água de Refrigeração Principal 40 .....	83
Figura 24: Valores reais e preditos pela Rede Neural Final para a concentração de cloro residual da galeria de Água de Refrigeração Principal 50 .....	83
Figura 25: Valores reais e preditos pela Rede Neural Final para a concentração de cloro residual da galeria de Água de Refrigeração Principal 60 .....	84
Figura 26: Valores reais e preditos pela Rede Neural Final para a concentração de cloro residual da galeria de Água de Refrigeração de Segurança 10-20 .	85
Figura 27: Valores reais e preditos pela Rede Neural Final para a concentração de cloro residual da galeria de Água de Refrigeração de Segurança 30-40 .	85

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Organização das colunas na planilha eletrônica referente aos dados aquisitados .....	70
Tabela 2: Resumo dos resultados obtidos utilizando a Rede Neural Inicial .....	79
Tabela 3: Resumo dos resultados obtidos utilizando a Rede Neural Final .....	80

## LISTA DE ABREVEATURAS E SIGLAS

ADALINE	– Adaptative Linear Element
BWR	– Boiling Water Reactor (Reator a Água Fervente)
CANDU	– Canadian Deuterium Uranium
CONAMA	– Conselho Nacional do Meio Ambiente
CV	– Coeficiente de Vazão
EBR-1	– Experimental Breeder Reactor 1
EPRI	– Electric Power Research Institute
FBR	– Fast Breeder Reactor
GCR	– Gas Cooler Reactor
GPUs	– Graphics Processing Units (Unidades de Processamento Gráfico)
GV	– Gerador de Vapor
LWGR	– Light-Water Cooled, Graphite Moderated Reactor
MADALINE	– Many Adalines
MAE	– Mean Absolute Error (Erro Absoluto Médio)
MAPS	– Madras Atomic Power Station
MSE	– Mean Square Error
PHWR	– Pressurized Heavy-Water Moderated and Cooled Reactor
PWR	– Pressurized Water Reactor (Reator a Água Pressurizada)
QI	– Quociente de Inteligência
RCR	– Remoção de Calor Residual
ReLU	– Rectified Linear Unit (Unidade Linear Retificada)
RNA	– Rede(s) Neural(is) Artificial(is)
SGD	– Stochastic Gradient Descend
SOER	– Significant Operating Experience Report (Relatório de Experiência Operacional Significante)
TLU	– Threshold Logic Unit
VPR	– Vaso de Pressão do Reator
WANO	– World Association of Nuclear Operators (Associação Mundial de Operadores Nucleares)

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>USINAS TERMONUCLEARES PWR, O CICLO SECUNDÁRIO E A FONTE FRIA FINAL.....</b>	<b>10</b>
<b>2</b>	<b>SISTEMAS DE REFRIGERAÇÃO EM USINAS NUCLEARES .....</b>	<b>19</b>
2.1	SISTEMA DE REFRIGERAÇÃO PRINCIPAL EM USINAS NUCLEARES .....	21
2.2	SISTEMA DE ÁGUA DE REFRIGERAÇÃO DE SEGURANÇA E EMERGÊNCIA EM USINAS NUCLEARES .....	32
2.3	ESPECIFICIDADES DA UTILIZAÇÃO DA ÁGUA DO MAR COMO ÁGUA DE REFRIGERAÇÃO .....	37
<b>3</b>	<b>UTILIZAÇÃO DE HIPOCLORITO DE SÓDIO EM USINAS TERMONUCLEARES.....</b>	<b>40</b>
3.1	DESCRIÇÃO DE UM SISTEMA DE DOSAGEM DE HIPOCLORITO DE SÓDIO .....	42
3.2	PARÂMETROS QUE INFLUENCIAM A CONCENTRAÇÃO RESIDUAL DE CLORO .....	48
3.2.1	Corrente total de operação dos eletrolisadores do sistema de dosagem de hipoclorito de sódio .....	49
3.2.2	Posição das válvulas de ajuste de fluxo de hipoclorito de sódio.....	49
3.2.3	Posição de comportas para manutenção das galerias da estrutura da tomada d'água .....	51
3.2.4	Temperatura da água do mar .....	52
3.2.5	Potência de operação da Usina.....	53
<b>4</b>	<b>REDES NEURAS ARTIFICIAIS .....</b>	<b>55</b>
4.1	BREVE HISTÓRICO.....	55
4.2	DEFINIÇÕES INICIAIS .....	61
4.3	AQUISIÇÃO E PRÉ-PROCESSAMENTO DE DADOS.....	68
4.4	ARQUITETURA UTILIZADA NA REDE NEURAL .....	74
<b>5</b>	<b>RESULTADOS E ANÁLISES.....</b>	<b>79</b>
5.1	RESULTADOS OBTIDOS .....	79
5.2	CONCLUSÕES.....	86
5.3	SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS.....	87
	<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>89</b>

## 1 USINAS TERMONUCLEARES PWR, O CICLO SECUNDÁRIO E A FONTE FRIA FINAL

Após o término da segunda guerra mundial, parte dos engenheiros e cientistas que estavam trabalhando no setor nuclear para desenvolvimento da bomba atômica voltaram seu foco de trabalho para o desenvolvimento de reatores nucleares para geração de energia elétrica, pois observaram que reatores nucleares poderiam ser uma excelente fonte de calor para geração de vapor, o qual seria usado para mover uma turbina acoplada a um gerador elétrico (KOK, 2009).

Em 1951 ocorreu a primeira geração de energia elétrica a partir de um reator nuclear. Às 13 horas e 50 minutos de 20 de dezembro de 1951, o chamado Experimental Breeder Reactor 1 (EBR-1) gerou energia suficiente para acender 4 lâmpadas de 200 watts cada uma. Posteriormente este reator gerou energia elétrica suficiente para suprir toda a instalação local.

O principal objetivo do EBR-1 era comprovar o princípio proposto por Enrico Fermi sobre a possibilidade de um reator nuclear produzir mais combustível que consumisse por meio da produção de núclídeos físséis a partir de núclídeos férteis. Apesar disso possuía uma potência térmica de 1,4MWt (megawatts térmicos), chegando a produzir uma potência elétrica de 200kW em seu gerador elétrico.

A potência térmica não utilizada para gerar eletricidade era removida de duas formas:

- Por meio de um trocador de calor que utilizava água como refrigerante, o qual condensava o vapor exausto na saída da turbina; e,
- Por meio de trocadores de calor refrigerados a ar. Estes resfriadores promoviam um fluxo forçado do ar ambiente sobre a superfície externa de tubos que continham NaK do circuito secundário do EBR-1 em seu interior (MICHEL, 2001).

O reator EBR-1, não possuía como objetivo, mesmo que secundário, a produção de energia elétrica em escala comercial. Com isso sua eficiência térmica não foi relevante para seu projeto.

Eficiência térmica acima mencionada considera a potência elétrica de saída do Gerador elétrico dividida pela potência térmica gerada no núcleo do reator nuclear.

$$n = \frac{P_{\text{térmica do reator}}}{P_{\text{elétrica do gerador}}}$$

A usina de Calder Hall 1, na Inglaterra, foi a primeira planta nuclear conectada à rede elétrica com fins de produção de energia elétrica em escala comercial (AYRES, 1996). A primeira conexão da usina de Calder Hall 1 à rede elétrica inglesa ocorreu em 27 de agosto de 1956. Além deste primeiro reator, Calder Hall possuía mais 3 reatores nucleares, cada um deles capaz de produzir 60MWe.

Além da produção de energia elétrica em escala comercial, os reatores de Calder Hall possuíam como objetivo a produção de Plutônio para o programa militar Inglês. A produção de Plutônio prosseguiu até 1992, quando o governo inglês anunciou que toda a produção de plutônio para fins armamentistas estava cessada.

Apesar da baixa potência elétrica gerada, Calder Hall mostrou que a geração de energia elétrica em escala comercial por usinas nucleares era possível. A competitividade das usinas nucleares no mercado aberto de energia em relação às outras fontes (carvão, óleo, gás, hidroelétrica etc) dependeria, dentre outros fatores, da eficiência térmica da planta.

A primeira geração de reatores nucleares comerciais, na qual se inclui o acima citado Calder Hall 1, foi caracterizada por uma grande variedade de conceitos de reatores. Dois destes conceitos se sobrepuseram após a tecnologia de enriquecimento do combustível nuclear (elevação da concentração do Urânio 235) estar disponível para instalações civis. São eles: Reator a Água Fervente — Boiling Water Reactor (BWR) — e Pressurized Water Reactor (PWR). Estes dois conceitos utilizam urânio enriquecido como combustível nuclear e água leve como moderador e refrigerante.

Em 2019 a Agência Internacional de Energia Atômica — International Atomic Energy Agency (IAEA) — publicou o relatório Nuclear Power Reactors in the World (IAEA, 2019) onde mostra, dentre outros dados, a quantidade de reatores nucleares em operação, divididos por tipos de projeto. A Figura 1 mostra uma tabela e um gráfico gerados a partir dos dados deste documento.

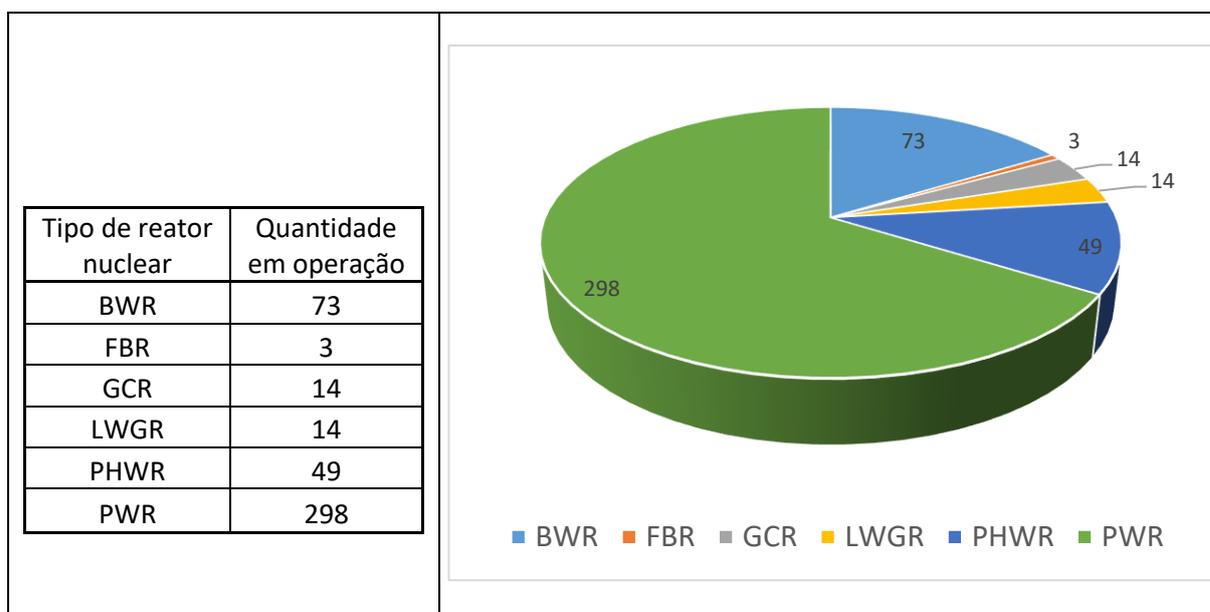


Figura 1: Quantidade de reatores nucleares em operação comercial

Fonte: IAEA (2019)

Legenda:

Boiling Water Reactor (BWR);

Fast Breeder Reactor (FBR);

Gas Cooler Reactor (GCR);

Light-Water Cooled, Graphite Moderated Reactor (LWGR);

Pressurized Heavy-Water Moderated and Cooled Reactor (PHWR);

Pressurized Water Reactor (PWR).

No caso do PWR, o refrigerante é mantido no estado líquido subresfriado no circuito primário, com exceção da região interna ao pressurizador, onde se encontra do estado de saturação. Este circuito possui um gerador de vapor (interface entre os circuitos primário e secundário), onde água do circuito secundário é transformada em vapor.

Já nos reatores BWR, o refrigerante do circuito primário muda da fase líquida para vapor saturado no vaso de pressão do reator.

O vapor gerado, seja no vaso de pressão do reator no caso do BWR seja no gerador de vapor do PWR, é utilizado para mover uma turbina a vapor. Esta turbina está acoplada à um gerador elétrico, o qual está ligado ao sistema elétrico.

O vapor exausto da turbina é direcionado para os condensadores. Nestes trocadores de calor ocorre a transferência do calor do vapor para a água de refrigeração principal, que flui em um circuito separado.

O vapor exausto se condensa e a temperatura da água de refrigeração principal na saída dos condensadores é elevada. O vapor condensado é retornado para os geradores de vapor (PWR) ou para o vaso de pressão do reator (BWR), em um ciclo fechado. Já a água de refrigeração principal pode ser parcialmente reaproveitada, por resfriamento em torres de refrigeração, ou retornar a sua fonte de origem (rio, lago ou o oceano).

A Figura 2 abaixo, adaptada de Moran e Shapiro (2006), mostra o diagrama “Temperatura x Entropia” (T-s) para um ciclo Rankine simples, com duas condições de operação do condensador. A primeira mostra o condensador operando à pressão atmosférica (Ciclo 1-2-3-4-1) e a segunda com o condensador operando à uma pressão subatmosférica (Ciclo 1-2'-3''-4''-1).

As etapas dos ciclos mostrados são:

- 1-2 e 1-2'': Expansão do vapor na Turbina;
- 2-3 e 2''-3'': Rejeição de calor à pressão constante no condensador;
- 3-4 e 3''-4'': Compressão na bomba; e,
- 4-1 e 4''-1: Aquecimento à pressão constante na caldeira (gerador de vapor).

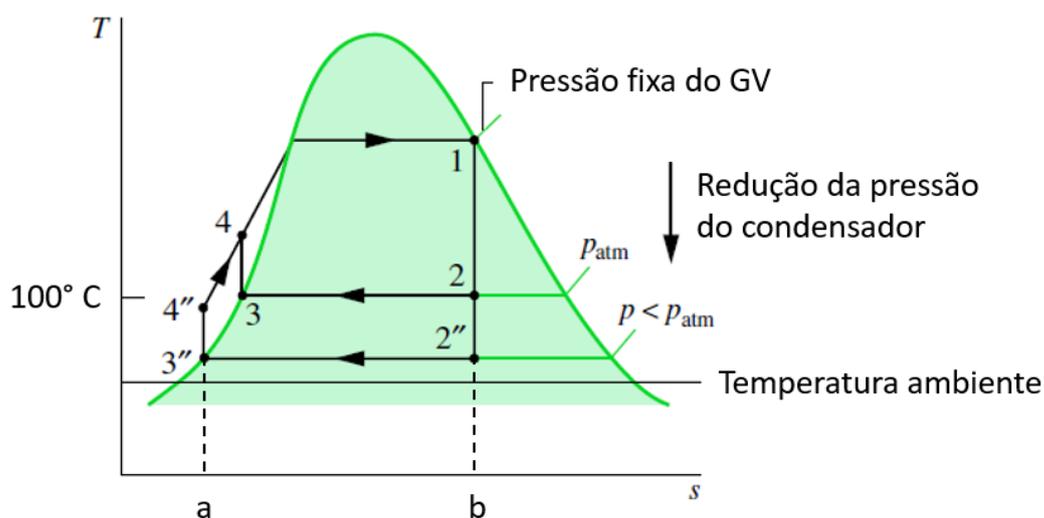


Figura 2: Diagrama Temperatura – Entropia (T-s) de um ciclo Rankine.  
 Fonte: Adaptado de Moran e Shapiro (2006)

Segundo Hewitt (2015), a diferença de pressão necessária para a operação de uma máquina a vapor está diretamente relacionada com a diferença de temperatura (e conseqüentemente a pressão para ciclos água-vapor) entre a fonte quente (gerador de vapor) e a fonte fria (condensador). Quanto maior for esta diferença, maior será o rendimento do ciclo térmico.

Observando o diagrama “temperatura x entropia” mostrado na Figura 2, verifica-se justamente o exposto no parágrafo anterior, ou seja, que o trabalho realizado pelo ciclo é diretamente afetado pela capacidade de remoção de calor realizada pelos condensadores.

Quanto melhor a transferência de calor no condensador, menor será a pressão de operação e maior será o trabalho realizado pelo ciclo térmico, se mantidos os demais parâmetros de operação do mesmo. Com isso menor será a entalpia do fluido de trabalho no condensador na saída do condensador.

Trazendo esta informação para os parâmetros medidos diretamente no processo, menor entalpia significa uma pressão mais baixa estabelecida neste equipamento e também uma menor temperatura. Uma menor pressão no condensador implica em uma maior eficiência térmica do ciclo.

Segundo Wylen, Sonntag e Borgnakke (1998), tendo como referência o ciclo 1-2"-3"-4"-1 e ainda desprezando as variações de energia cinética e potencial, as transferências de calor ( $q_H$ ) e o trabalho líquido ( $w_{liq}$ ) pode ser representado pelas diversas áreas do diagrama T-s. A área que representa o trabalho realizado pelo ciclo é justamente a acima mencionada (1-2"-3"-4"-1) enquanto a área que representa o calor transferido ao fluido de trabalho é representada pelo ciclo a-4"-1-b-a. Com isso o rendimento térmico ( $\eta_{térmico}$ ) pode ser definido pela relação:

$$\eta_{térmico} = \frac{w_{liq}}{q_H} = \frac{\text{área (1 - 2 - 3 - 4" - 1)}}{\text{área (a - 4" - 1 - b - a)}}$$

A capacidade de transferência de calor dos condensadores é reduzida quando ocorrem alterações na superfície dos tubos (interna e externa) que dificultem a troca de calor, por exemplo por deposição ou incrustação de materiais sólidos presentes na água de refrigeração.

Segundo Satpathy *et al.* (2010), até 3,8% das perdas de disponibilidade das usinas geradoras de energia elétrica de grande porte pode ser atribuído a perdas na condensação do vapor nos tubos dos condensadores e disponibilidade de sistemas auxiliares. Uma camada com espessura de 250 micra de limo resulta em uma redução de até 50% da capacidade de transferência de calor em trocadores de calor (GOODMAN, 1987).

Além da redução da troca térmica, incrustações nos tubos e espelhos dos condensadores causam oxidação que podem levar a furos nestes equipamentos, com isso as impurezas presentes na água de refrigeração principal migram para o lado vapor exausto da turbina, uma vez que o vapor neste equipamento possui uma pressão subatmosférica (negativa em relação à atmosfera) e a pressão da água de refrigeração é positiva.

A entrada de água de refrigeração principal (provinda do mar, rio ou lago) no ciclo água-vapor leva impurezas para dentro do sistema, principalmente sais, provocando alterações nos parâmetros químicos (como pH, condutividade e presença de sódio) acima dos limites especificados para operação dos equipamentos e sistemas.

Nas usinas nucleares tipo PWR os principais equipamentos afetados são os geradores de vapor. Nestes equipamentos, a água do sistema secundário evapora e grande percentual dos sais se depositam no espelho do trocador de calor, o qual se localiza no fundo do equipamento.

Sistemas de purga extraem parte da água do secundário do fundo dos geradores de vapor, justamente com o objetivo de remover a maior quantidade de impurezas presentes no sistema secundário. Esta água extraída é posteriormente resfriada, filtrada e retornada para o sistema secundário. Devido à geometria e dimensões dos geradores de vapor esta extração de água pelo sistema de purga não consegue eliminar todas as impurezas do secundário e parte permanece no fundo dos geradores de vapor. Uma limpeza efetiva é possível de ser realizada durante as paradas para recarregamento de combustível, quando o sistema secundário está fora de operação e os geradores de vapor podem ser abertos para realização de limpeza local.

A operação continuada provocaria um processo de oxidação acelerado que resultaria numa redução da vida útil não apenas dos geradores de vapor, mas do sistema como um todo. Com isso, furos nos condensadores de vapor normalmente levam ao desligamento da Usina térmica (seja ela nuclear ou convencional) para que o furo possa ser reparado e a limpeza do sistema ser executada o quanto antes, reduzindo os danos ao sistema.

Realizando uma análise semelhante para usinas BWR chega-se à conclusão que as consequências, como serão descritas a seguir, são ainda piores. Nas usinas BWR o vapor gerado no vaso de pressão do reator (VPR) é direcionado para a turbina e, após gerar trabalho, é condensado nos condensadores. Após ser condensado, este fluido é bombeado novamente para o VPR. Desta forma, furos em tubos nos condensadores levariam as impurezas presentes na água do mar diretamente para o VPR.

Além da aceleração do processo corrosivo dos componentes do VPR e elementos combustíveis, ocorrerá ativação radioativa das impurezas presentes na água do mar.

Esse fenômeno de perda de eficiência e indisponibilidade de equipamentos devido à furos em trocadores de calor não ocorre apenas na indústria de geração de energia elétrica, mas também nas demais indústrias que utilizam água do mar como fonte fria para seus sistemas, como por exemplo a indústria petroquímica, naval e de dessalinização de água (AWANG, 2009; PUGH; HEWITT; MÜLLER-STEINHAGEN, 2003).

As consequências relacionadas acima estão diretamente relacionadas à disponibilidade a usina, seja por redução da potência gerada pela perda de eficiência, seja pela indisponibilidade forçada relacionada ao desligamento da mesma para reparo dos tubos de condensador furado.

Há, no entanto, outro aspecto ainda mais relevante a ser observado. Os sistemas de segurança de uma usina nuclear também utilizam a água de refrigeração, no caso em estudo água do mar como fonte fria dos trocadores de calor dos sistemas relacionados com a segurança.

Redução da capacidade de troca térmica dos trocadores de calor dos sistemas relacionados com a segurança em usinas nucleares pode representar uma redução na capacidade de mitigação de acidentes. A degradação destes equipamentos (indisponibilidade) pode exigir que reparos sejam feitos dentro de curto prazo para que a Usina permaneça em operação, conforme determinado por controles administrativos da própria usina, como as Especificações Técnicas da mesma.

A degradação dos trocadores de calor, sejam eles relacionados com a disponibilidade da usina, sejam relacionados a sistemas de segurança, pode ser minimizada se utilizados métodos apropriados para combate aos mecanismos de degradação existentes em cada caso específico.

Sistemas que utilizam água do mar como fluido de trabalho devem prever mecanismos específicos de combate à fixação e proliferação de micro-organismos existentes na água do mar. Um método utilizado com esta finalidade é a adição em concentrações específicas de hipoclorito de sódio à água do mar à montante dos equipamentos que se deseja proteger. Injeções em excesso deste componente químico, no entanto, podem provocar consequências negativas do ponto de vista ambiental.

A importância para a segurança das usinas nucleares, a maximização da disponibilidade de operação das indústrias de forma geral que utilizam a água do mar como fonte de refrigeração para seus processos e a proteção do meio ambiente serviram como motivação para desenvolvimento de um método computacional que otimizasse a dosagem de hipoclorito de sódio.

Este trabalho realizou uma revisão bibliográfica dos métodos atualmente utilizados para proteger os equipamentos industriais da degradação resultante da vida marinha presente na água de refrigeração; detalha o processo de dosagem de hipoclorito de sódio na água de refrigeração de uma usina nuclear tipo PWR; e, a partir de dados reais coletados, desenvolveu um método computacional utilizando redes neurais artificiais para prever a quantidade de hipoclorito de sódio a ser dosada e como deve ser distribuída para otimizar a proteção dos equipamentos da indústria e o meio ambiente.

## 2 SISTEMAS DE REFRIGERAÇÃO EM USINAS NUCLEARES

Os sistemas de refrigeração são necessários nas usinas térmicas, sejam elas nucleares ou convencionais, para promover a remoção do calor exausto das turbinas de baixa pressão transformando este vapor em condensado. Também são responsáveis pela remoção de calor dos trocadores de calor de sistemas relacionados com a segurança da usina e também dos demais processos industriais da planta como sistemas de água gelada, sistemas condicionamento de ar de ambientes etc.

A Figura 3 abaixo mostra de forma esquemática a relação entre os sistemas de refrigeração relacionados à disponibilidade e à segurança em uma usina nuclear PWR.

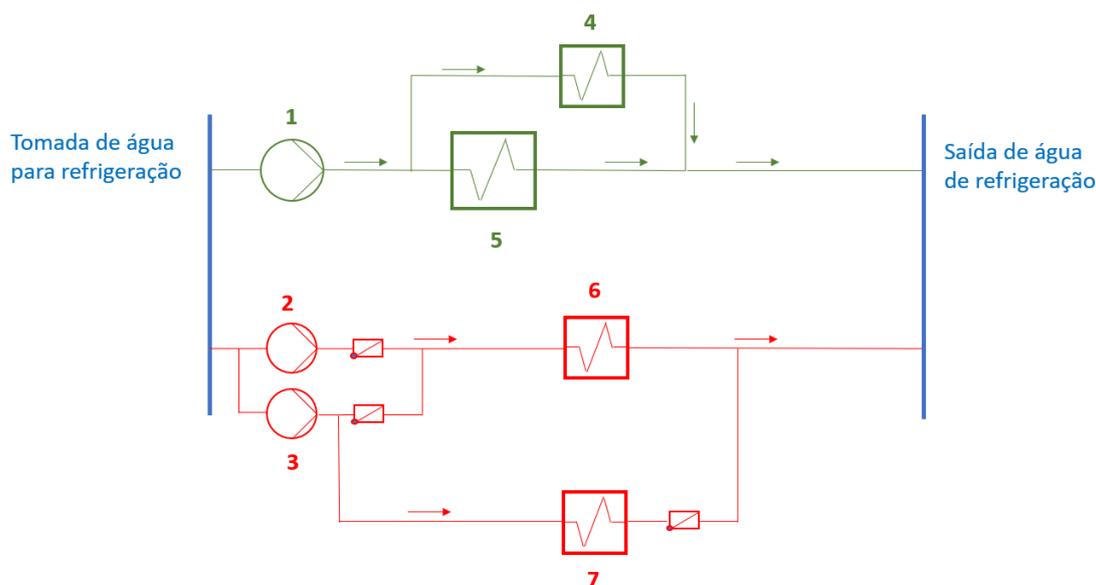


Figura 3: Sistemas de refrigeração de uma Usina Nuclear tipo PWR

Fonte: O autor (2022)

Legenda:

- 1 – Bomba de refrigeração principal;
- 2 – Bomba de refrigeração de emergência;
- 3 – Bomba de refrigeração de segurança;
- 4 – Trocador de calor do sistema de refrigeração do circuito fechado convencional;
- 5 – Condensadores principais;
- 6 – Trocador de calor do sistema de refrigeração intermediária nuclear;
- 7 – Trocador de calor do sistema de refrigeração do circuito fechado de segurança.

Na figura 3 estão representados de forma simplificada os sistemas de refrigeração de uma usina nuclear. Em verde estão representados os sistemas relacionados com a disponibilidade da usina. Já em vermelho estão representados os sistemas relacionados com a segurança da usina.

A água de refrigeração é obtida de um lago, rio ou do oceano. As bombas de refrigeração principal enviam a água de refrigeração para os condensadores principais, onde passa pelos tubos destes equipamentos. O vapor exausto das turbinas de baixa pressão passa pelo lado do casco e, ao entrar em contato com a superfície fria dos tubos, é condensado para posteriormente ser bombeado novamente no ciclo secundário (sistema água-vapor).

Antes de chegar aos condensadores, parte da água de refrigeração principal é desviada para ser utilizada como fonte fria do sistema de refrigeração fechado convencional, sistema este responsável por remover o calor dos equipamentos não relacionados à segurança nem à área nuclear.

Água de refrigeração também é utilizada como fonte fria dos sistemas relacionados à segurança. A bomba de refrigeração de segurança envia água para remoção do calor dos equipamentos relacionados com a segurança da usina, dentre eles estão os geradores diesel de emergência e seus sistemas associados.

As bombas de segurança também enviam água para remoção do calor do sistema intermediário nuclear, o qual funciona como uma barreira entre a água de refrigeração e os sistemas que operam diretamente com fluidos contaminados do sistema primário, evitando desta forma um vazamento para o meio ambiente em caso de ocorrência de furo em algum trocador de calor relacionado à área nuclear e serão detalhados no item 2.2 desta dissertação.

As bombas de refrigeração de emergência, se existentes no projeto da usina, enviam água apenas para remoção de calor do sistema intermediário nuclear, uma vez que os geradores diesel de emergência que necessitam da água de refrigeração para operarem estão fora de operação.

## 2.1 SISTEMA DE REFRIGERAÇÃO PRINCIPAL EM USINAS NUCLEARES

A principal função do sistema de refrigeração principal é proporcionar a condensação do vapor exausto que sai das turbinas de baixa pressão. Este processo ocorre em trocadores de calor chamados condensadores. O vapor ocupa o lado do casco enquanto a água de refrigeração principal passa pelos tubos do trocador de calor.

O vapor exausto uma vez condensado é retornado para ser reutilizado no sistema secundário (ciclo água vapor) da usina PWR, ou ao ciclo único de uma usina BWR.

Dependendo do projeto específico da usina os condensadores também são responsáveis por receber e condensar vapor proveniente do sistema de desvio de vapor (utilizado no processo de partida e parada usina e também durante operações anormais como falha da turbina ou sobre pressão no sistema de vapor), bem como descarga de válvulas de segurança de sistemas ligados ao ciclo secundário.

Para propiciar um maior rendimento térmico do ciclo secundário em usinas nucleares PWR, os condensadores de vapor operam a pressões subatmosféricas (vácuo), estabelecido pelo próprio processo termodinâmico de condensação do vapor em água. A pressão nos condensadores, no lado vapor, é tipicamente da ordem de 0,07 bar<sub>abs</sub> (pressão absoluta).

O vapor exausto ao se condensar reduz seu volume específico em cerca de 500 vezes, criando um ambiente subatmosférico no interior dos condensadores. A pressão subatmosférica estabelecida influencia diretamente na eficiência térmica do ciclo secundário (quanto menor a pressão, maior será a eficiência térmica do ciclo).

Como a pressão da água de refrigeração principal é superior à pressão do lado vapor, em caso de furos nestes trocadores de calor a água de refrigeração principal vazará para o lado do vapor exausto.

A cada turbina de baixa pressão um condensador é associado, podendo ser subdividido internamente, conforme projeto específico do equipamento.

A fonte de água de refrigeração é fundamental para a escolha do local de instalação de uma usina nuclear para geração de energia elétrica comercialmente. A água de refrigeração principal é responsável por remover cerca de dois terços do calor gerado no reator nuclear (aproximadamente apenas um terço será utilizado para a geração de energia elétrica em usinas nucleares tipo PWR). Os valores exatos dependerão do projeto da usina e da eficiência atingida no ciclo secundário.

Como a maior parte do calor gerado pelo reator nuclear deve ser removido pela água de refrigeração, uma grande vazão de água de refrigeração é necessária para cumprir esta tarefa. A água de refrigeração pode ser proveniente de rios, lagos ou o oceano. Quando é utilizada água do mar para realização da refrigeração a água de refrigeração é devolvida para o oceano após passar pelos trocadores de calor. Aspectos específicos da utilização da água do mar como água de refrigeração serão tratados no item 2.3.

Quando a usina utiliza água de rios ou lagos, parte da água de refrigeração é reaproveitada da seguinte forma: após passar pelos trocadores de calor (condensadores de vapor, trocadores de calor dos sistemas convencionais), parte da água é bombeada direcionada para torres de refrigeração e redirecionada para ser succionada novamente pelas bombas de refrigeração principal para a reutilizada na usina. A fração da água não direcionada para as torres de resfriamento é devolvida para o rio ou lago.

Como a água devolvida ao ambiente estará com uma temperatura maior em relação à sua captação, os locais de captação e descarga devem estar suficientemente distantes para evitar que ocorra curto-circuito térmico, ou seja, que a água descartada (mais aquecida) seja novamente captada para refrigeração da usina.

Parte do volume de água de refrigeração principal é utilizado ainda como fonte fria para o sistema de refrigeração fechado convencional. Este sistema utiliza água desmineralizada como fluido de trabalho e é necessário para evitar o contato da água salgada diretamente com os equipamentos do ciclo secundário, funcionando como um sistema intermediário na remoção de calor de componentes não diretamente relacionado com os sistemas nucleares, ou seja, sistemas relacionados ao ciclo secundário.

Como por exemplo de equipamentos resfriados pelo sistema de refrigeração fechado convencional pode-se citar o gerador elétrico principal, bombas de água de refrigeração principal, bombas de água de alimentação principal, bombas de condensado principal etc.

A distribuição do fluxo de água de refrigeração é feita por meio de galerias, na estrutura de edificação civil onde a água é captada. Esta estrutura é conhecida como estrutura de tomada d'água.

O caso particular tomado como base de desenvolvimento do estudo utiliza seis galerias iniciais. Estas galerias iniciais possuem equipamentos de filtragem mecânica da água do mar e também os pontos de injeção de hipoclorito de sódio. O sistema de injeção de hipoclorito de sódio será detalhado no Capítulo 3 deste trabalho.

A água do mar antes de ser utilizada como água de refrigeração nos sistemas da usina precisa ser tratada para que sejam removidos os materiais sólidos contidos no volume a ser utilizado e, desta forma, evitar possíveis obstruções dos tubos dos trocadores de calor. Desta forma também se evita danos aos impelidores das bombas de refrigeração principal e também das bombas de refrigeração de segurança e emergência.

Este tratamento inicial consiste em filtragem mecânica dividida em três equipamentos dispostos em série:

- Grade de proteção fixa;
- Tela fixa; e,
- Tela rotativa.

A Figura 4, abaixo, mostra de forma esquemática, uma vista superior do arranjo da tomada d'água da usina. Nesta figura as setas em azul mostram o sentido de fluxo da água de refrigeração.

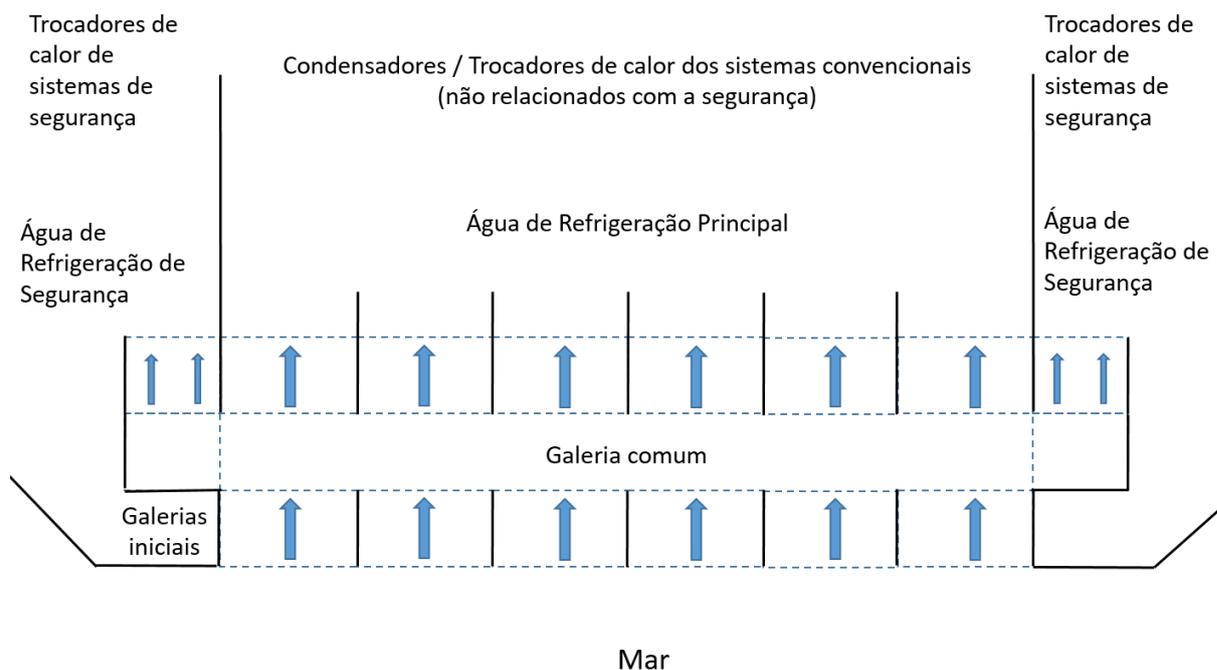


Figura 4: Layout simplificado da estrutura da tomada de água de refrigeração  
 Fonte: O autor (2022)

Missimer e Maliva (2018) mostram um arranjo típico de telas fixas e rotativas para limpeza mecânica da água do mar antes de ser utilizada nos processos industriais, reproduzido na Figura 5 abaixo. Nesta figura não é mostrada a grade de proteção, que fica instalada à montante da primeira comporta de isolamento dos equipamentos de filtragem.

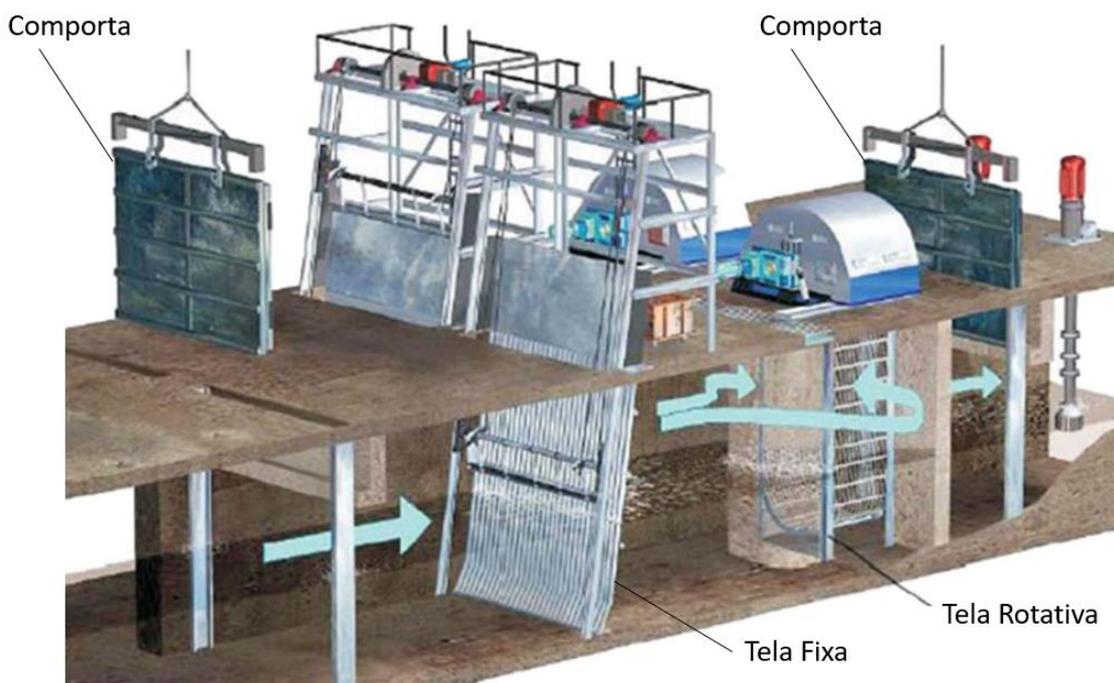


Figura 5: Representação das telas fixas e rotativas e das comportas de isolamento para permitir a realização de manutenções nos equipamentos

Fonte: Adaptado de Missimer e Maliva (2018)

Devido ao grande volume de água de refrigeração necessário para atender os processos da usina, são utilizados seis conjuntos dos equipamentos listados acima dispostos de forma paralela na estrutura da tomada d'água da usina.

A grade de proteção é a primeira barreira contra a entrada de materiais sólidos na captação de água de refrigeração principal. Esta grade, instalada à montante das telas fixas e rotativas, impede a entrada de resíduos sólidos em geral presente na água do mar, troncos de árvores e animais marinhos de médio e grande porte no sistema. Possuem áreas de passagem com largura da ordem de 150mm.

Esta grade pode ser removida para limpeza sem a necessidade de drenagem de galerias.

Após passar pelo sistema de grades de proteção fixa, a água do mar passa pelas telas fixas. As telas fixas possuem divisões de menores dimensões, da ordem de 40mm de largura, quando comparada com as grades de proteção. As telas fixas retêm os detritos maiores que passam pelas grades de proteção, como pedaços de galhos, folhas, plantas, lixo em geral (garrafas plásticas por exemplo) que podem estar

presentes na água do mar e serem trazidos pela maré. Este sistema é especialmente importante quando da ocorrência de chuvas fortes e ressacas, quando a quantidade de material sólido presente na água do mar aumenta.

A tela fixa é limpa periodicamente por meio de uma garra pivotante que passa rente à tela e remove o material ali retido. Com isso uma limpeza grosseira pode ser feita sem a necessidade de drenagem do sistema, evitando obstrução das telas e maior disponibilidade do sistema.

Limpezas minuciosas e remoção de vida marinha que se incrusta à estrutura da tela, paredes e piso da região das telas necessitam de drenagem do sistema, a qual deve ser executada periodicamente.

Além do sistema de filtragem fixo, existe ainda um sistema de telas rotativas para remoção de detritos de menor tamanho. Estas telas rotativas são dispostas a jusante das telas fixas e constituem uma terceira barreira de remoção de material sólido presente na água do mar. A largura de abertura da malha destas telas (mesh) depende do projeto do equipamento, mas é tipicamente da ordem de 3mm.

Os sistemas de purificação mecânica são dispostos por seis trens paralelos independentes que podem ser isolados para realização de manutenção com a usina em operação à potência, sem influenciar na eficiência térmica da usina.

Em 2007 a Associação Mundial de Operadores Nucleares — World Association of Nuclear Operators (WANO) — publicou um relatório de experiência operacional significativo — Significant Operating Experience Report — (SOER) alertando para os riscos de obstrução parcial e total da tomada de água de refrigeração.

O relatório (WANO, 2007) avaliou 44 eventos ocorridos entre os anos de 2004 e 2007, ano em que o relatório foi publicado. A maioria dos eventos analisados pelo relatório (84% do total) estão diretamente relacionados à vida marinha, ou seja, bloqueios ocorridos devido a algas, plantas aquáticas, moluscos, camarões, peixes e demais organismos marinhos.

Além de bloqueios nos equipamentos da estrutura da tomada d'água, o relatório também cita exemplos de equipamentos diretamente afetados pelo ingresso de e alojamento de vida aquática em trocadores de calor, por exemplo o ocorrido na usina

de Kewaunee, em janeiro de 2004, quando os trocadores de calor do sistema de óleo das duas bombas de injeção de segurança foram parcialmente obstruídos, os equipamentos foram tidos como inoperáveis e a usina teve que ser desligada para reparo e limpeza dos mesmos (WANO, 2007).

Para evitar problemas de obstrução dos equipamentos da tomada d'água, manutenções e limpezas destes sistemas de grades, telas fixas e rotativas devem ser feitas periodicamente.

A manutenção das grades de proteção pode ser realizada inserindo uma comporta simples, sem a necessidade de drenagem da respectiva galeria. O fluxo de água de refrigeração, no entanto, é bloqueado para este trem.

Para realização de manutenções nas telas fixas e rotativas é necessário a inserção de duas comportas, as quais bloqueiam o fluxo de água para esta galeria, permitindo a drenagem da mesma.

Esta drenagem é possível de ser feita por meio de instalação de comportas à montante da tela fixa e a jusante da tela rotativa. A drenagem é feita por uma tubulação interligada à uma bomba de esgotamento.

Este tipo de manutenção pode ser executado com a usina em operação, sem que haja perda de remoção de calor dos condensadores nem perda de suprimento de água para os sistemas de refrigeração fechado convencional, nem para os sistemas de refrigeração de segurança e emergência devido à uma galeria comum que existe à jusante das telas rotativas.

A Figura 4 mostrada anteriormente ilustra como a água de refrigeração captada do mar é distribuída no projeto da usina em estudo. Cabe ressaltar que este é um arranjo específico sob estudo e que pode variar dependendo do projeto específico de cada usina. No Capítulo 3 será mostrado como este arranjo afeta a distribuição de hipoclorito de sódio.

A água captada passa por seis galerias iniciais dispostas lado a lado (em paralelo) onde se encontra o sistema de filtragem mecânica (grade fixa, tela fixa e tela rotativa).

Após esta primeira galeria a água segue para uma galeria comum. A galeria comum à jusante galerias iniciais permite que sejam realizadas manutenções com instalação de comportas e drenagem nos sistemas de filtragem mecânica acima descritos.

Desta galeria comum a água segue para as seis galerias de água de refrigeração principal (cada uma com uma bomba de água de refrigeração principal que direciona a água para os condensadores e para o sistema de refrigeração fechado convencional) e para os sistemas de refrigeração de segurança e emergência, os quais serão descritos no Capítulo 2.2.

O arranjo mostrado acima garante a disponibilidade de água de refrigeração para todos os sistemas de refrigeração citados mesmo que um conjunto de telas fixas e rotativas seja isolado para manutenção.

A mistura na galeria comum é alterada em caso de isolamento de galerias e/ou bombas fora de operação. Para a operação da usina em 100% de potência, todas as bombas de água de refrigeração principal devem estar em funcionamento, com isso casos destas bombas fora de operação não serão explorados neste trabalho por representarem um período de tempo ínfimo se comparado com o tempo em que todas as bombas estão em operação.

O isolamento de qualquer das galerias iniciais provoca alterações nos fluxos de água na galeria comum e novos ajustes das válvulas de dosagem de hipoclorito de sódio precisam ser realizados para manter a concentração dentro dos limites estabelecidos para conservação dos equipamentos. Os casos de isolamento de uma das galerias iniciais foram levados em consideração neste trabalho por representarem grande parte do tempo da usina em operação.

A título de ilustração das alterações de fluxo da água de refrigeração na forma como ela é distribuída para as galerias de refrigeração, abaixo são mostradas nas Figuras 6 e 7 uma representação de como esses fluxos de água de refrigeração seriam modificados em caso de inserção de comportas para realização de limpeza e/ou manutenção das galerias iniciais. A direção do fluxo de água está representada pelas setas verdes (galeria comum) e azuis (galerias iniciais e após sucção das bombas de refrigeração principal e de segurança).

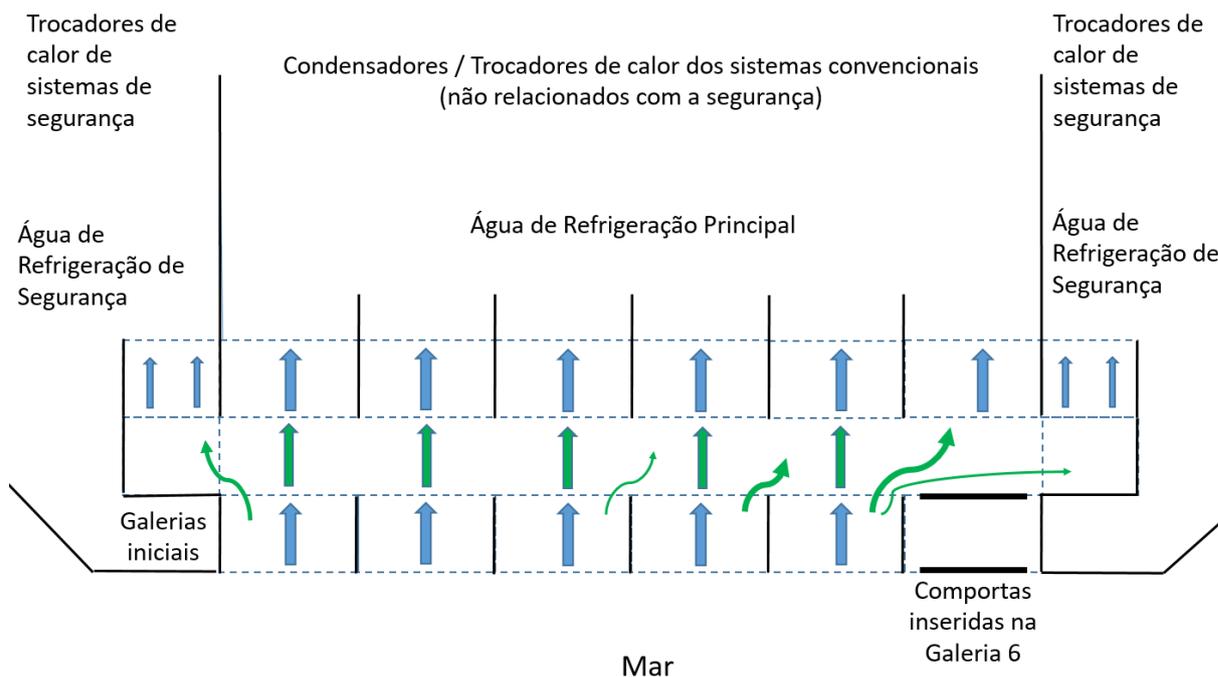


Figura 6: Distribuição do fluxo de água de refrigeração com as comportas inseridas na galeria inicial número 6  
 Fonte: O autor (2022)

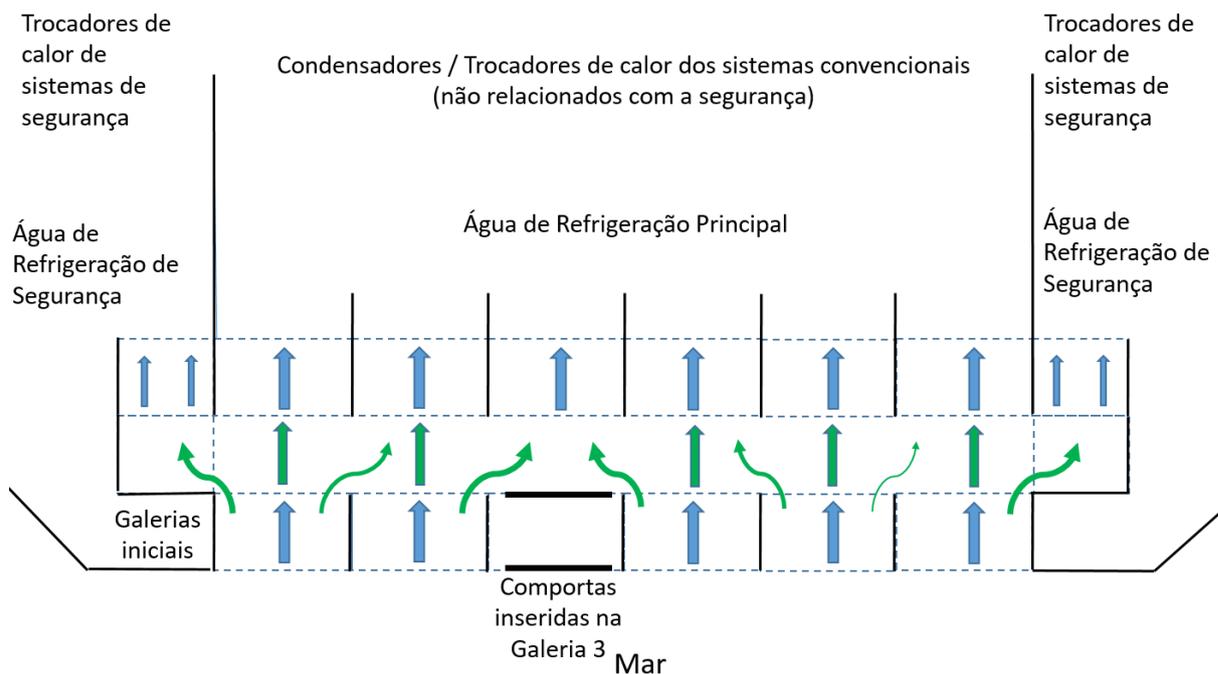


Figura 7: Distribuição do fluxo de água de refrigeração com as comportas inseridas na galeria inicial número 3  
 Fonte: O autor (2022)

Não é possível prever com exatidão a distribuição de fluxo na galeria comum pelos motivos anteriormente citados e resumidos a seguir:

- Fluxo turbulento;
- Geometria complexa da estrutura da tomada d'água;
- Possível diferença de rendimento entre bombas de água de refrigeração principal;
- Isolamento de galerias;
- Bombas de água de refrigeração de segurança fora de operação;
- Obstrução parcial dos equipamentos de limpeza.

Conforme mencionado anteriormente os condensadores possuem no lado relativo ao vapor/condensado uma pressão subatmosférica. Já no lado dos tubos, por onde passa a água de refrigeração principal, a pressão é positiva.

Com a finalidade de remover o calor do vapor exausto de forma mais efetiva cada condensador possui de centenas ou até mesmo milhares de tubos. Estes tubos, além de seu material possuir boa condutividade térmica, devem ser capazes de suportar o ambiente a que são expostos.

A velocidade da água que passa pelos tubos também é levada em consideração no projeto destes componentes, uma vez que baixos fluxos proporcionam um ambiente favorável à fixação de micro-organismos. Segundo Bott (1995), como uma regra geral, a velocidade da água de refrigeração que passa pelos tubos de condensadores de vapor deve ser superior a 1m/s.

Os micro-organismos uma vez instalados nas paredes dos tubos ou mesmo na região do espelho dos condensadores provocam alterações no fluxo de água de refrigeração, podendo surgir regiões com baixas velocidades de escoamento. Estas regiões tornam-se propícias à instalação de novos organismos marinhos, gerando um círculo vicioso favorável a propagação da vida marinha dentro do equipamento.

Esta propagação da vida marinha (cracas) culmina na obstrução parcial ou completa do tubo e, conseqüentemente, criando condições onde a perda de material das paredes dos mesmos por oxidação podem provocar furos.

Segundo Gentil (1996), o filme bacteriano criado modifica o processo químico na interface metal/água do mar, sob diversas maneiras, tendo importante papel no processo corrosivo. Com o crescimento do biofouling a bactéria no filme produz subprodutos como ácidos orgânicos, gás sulfídrico e limo (material polimérico rico em proteínas). Os filmes bacterianos geralmente não são contínuos, cobrindo regiões ou pontos da superfície metálica, criando com isso condições para ocorrência de pilhas de aeração diferencial com a conseqüente corrosão por aeração diferencial.

Furos em tubos do condensador ocasionam a entrada da água de refrigeração principal no ciclo fechado do sistema secundário. Independente da origem da água de refrigeração, seja ela proveniente do oceano, rios ou lagos, é carregada de impurezas, sais minerais, etc.

Por outro lado, a água utilizada no sistema secundário de uma usina nuclear tipo PWR é desmineralizada e trabalha com um pH específico para minimizar a corrosão das tubulações e equipamentos que compõem o sistema como um todo.

Em caso de ocorrência de furo em condensador de uma usina nuclear PWR as impurezas que adentrem no sistema secundário ficarão concentradas nos geradores de vapor, pois é justamente nestes trocadores de calor que ocorre a mudança de fase física da água em vapor. Como muitas destas impurezas não são carregadas pelo vapor, elas se depositam no fundo dos geradores de vapor.

Para evitar um acúmulo de impurezas no fundo dos geradores de vapor (não apenas devido a evento de furos nos condensadores, mas pelo carreamento de produtos de corrosão das tubulações, desgaste de equipamentos etc), existe um sistema de purga e desmineralização que succiona a água da região inferior do gerador de vapor (lado secundário), passa essa água por um filtro eletromagnético (retenção de óxidos ferrosos) e por um filtro de resinas (retenção de cloretos, sulfatos e demais impurezas não ferrosas).

A qualidade química da água do circuito secundário está diretamente ligada à longevidade da operação da usina. O Electric Power Research Institute (EPRI) publicou um guia (FRUZZETTI, 2009) propondo níveis de ações a serem tomados caso determinados parâmetros químicos do ciclo secundário excedam determinados valores. Dentre estes parâmetros estão a concentração de sódio, cloreto presentes na água proveniente da purga dos geradores de vapor.

Este guia propõe que a monitoração de sódio presente na água da purga dos Geradores de Vapor (GVs) seja feita de forma contínua e que a monitoração de cloreto neste mesmo sistema seja feita diariamente. Ainda segundo Fruzzetti (2009), caso a concentração de pelo menos um destes dois parâmetros exceda 50ppb, a potência de operação da usina deverá ser reduzida para entre 30% e 50% da potência nominal e caso um destes dois parâmetros exceda 250ppb a usina deverá ser desligada para que os devidos reparos e limpeza do sistema secundário possa ser realizada.

Do exposto acima conclui-se que o reparo dos tubos dos condensadores deve ser realizado no menor tempo possível para evitar degradação do sistema secundário. A forma como este reparo será feito depende do projeto específico de cada usina, podendo ser realizado com a usina operando em uma potência reduzida ou sendo necessário seu desligamento para realização do mesmo.

Mecanismos para evitar a Incrustação de organismos marinhos nos sistemas de água de refrigeração principal, de segurança e de emergência são discutidos no Capítulo 3.

## 2.2 SISTEMA DE ÁGUA DE REFRIGERAÇÃO DE SEGURANÇA E EMERGÊNCIA EM USINAS NUCLEARES

Como descrito no capítulo 2.1, o sistema de refrigeração principal é utilizado para remover o calor do vapor exausto da turbina, fazendo com que ele se condense em água. Este processo ocorre em trocadores de calor chamados condensadores. O fluido de trabalho do sistema de refrigeração principal sob análise é a água do mar.

Além de ser utilizada como água de refrigeração principal, a água do mar é também utilizada pelos sistemas de refrigeração de segurança e de emergência em usinas nucleares.

As usinas nucleares possuem geradores de energia elétrica de emergência movidos à óleo diesel que entram em operação automaticamente em caso de falta de suprimento de energia elétrica para os barramentos de segurança, onde estão conectados os equipamentos relacionados com a segurança da usina como por exemplo bombas de injeção de segurança, bombas de remoção de calor residual, sistema de boração adicional, bombas do sistema de refrigeração de segurança e emergência, válvulas destes sistemas movidas por atuadores elétricos, sistemas de alarmes, iluminação de emergência, sistemas de comunicação de emergência etc.

Semelhante ao que ocorre nos veículos, o calor gerado no motor precisa ser removido para evitar superaquecimento do mesmo. Havendo um sistema intermediário ou não, a fonte fria utiliza água do chamado sistema de refrigeração de segurança.

Este sistema é composto por tubulações e bombas que levam a água de refrigeração não apenas aos geradores diesel de emergência, mas também aos sistemas de remoção de calor que estão relacionados à área nuclear da usina.

Após o término do ciclo de geração de energia com a usina em operação à potência, a mesma é desligada para realizar a troca de elementos combustíveis (exceto usinas tipo Canadian Deuterium Uranium (CANDU) as quais realizam a troca dos elementos combustíveis durante operação em potência). Após o reator ser desligado (reator nuclear subcrítico) os elementos combustíveis continuam gerando calor.

Este calor, chamado calor residual, é liberado como resultado do decaimento radioativo dos produtos de fissão acumulados no combustível.

Tendo o processo de desligamento de uma usina PWR para recarregamento de elementos combustíveis, inicialmente o calor de decaimento é removido pelos geradores de vapor durante o processo de resfriamento e despressurização do sistema primário.

Quando o sistema primário se encontra com uma temperatura reduzida, usualmente entre 100 e 150°C os geradores de vapor já não são eficientes para continuar a redução de temperatura e um outro sistema se faz necessário para continuar reduzindo a temperatura do sistema primário. Este sistema é chamado de sistema de remoção de calor residual.

Trata-se de um sistema em circuito fechado que succiona o refrigerante do sistema de refrigeração do reator a partir da perna quente. O refrigerante passa por um trocador de calor para ser resfriado e é então retornado para o sistema de refrigeração do reator na perna fria.

O trocador de calor acima mencionado está geralmente ligado a um sistema intermediário e este ao sistema de refrigeração de segurança (Figura 8, abaixo).

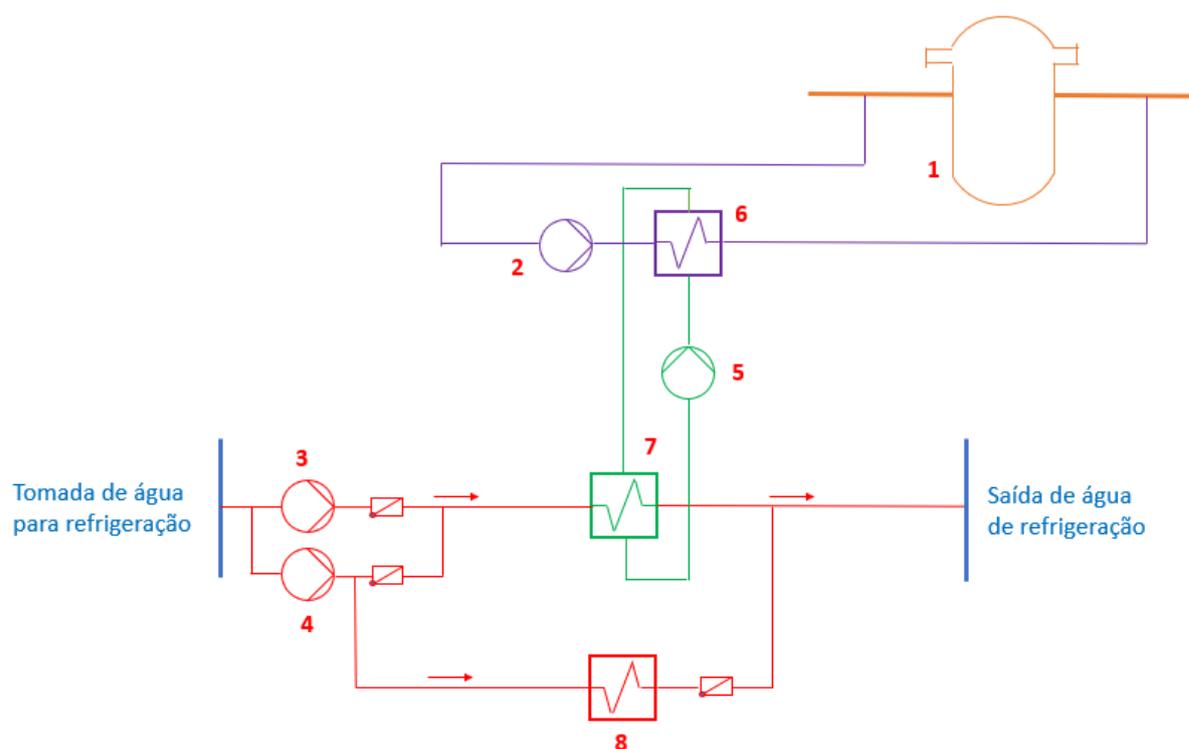


Figura 8: Cadeia de remoção de calor residual  
Fonte: O autor (2022)

A figura 8 acima, mostra em laranja parte do sistema de refrigeração do reator (1 – VPR), em roxo o sistema de remoção de calor residual, em verde o sistema intermediário nuclear e em vermelho o sistema de refrigeração de segurança.

O sistema intermediário é normalmente utilizado nos projetos de usinas nucleares por funcionarem como uma barreira contra a liberação involuntária de líquidos radioativos, em outras palavras, refrigerante do sistema primário.

Essas liberações indesejadas poderiam ocorrer devido a furo em trocadores de calor. O sistema intermediário é dotado de detectores de radiação que informam a presença de material radioativo em seu inventário.

O sistema intermediário troca calor com o sistema de refrigeração de segurança por meio de outro trocador de calor. Com isso é necessário que os dois trocadores de calor estejam furados simultaneamente para que haja liberação material radioativo para o meio ambiente.

De maneira semelhante ao que ocorre nos condensadores, material presente na água de refrigeração de segurança pode se alojar nas paredes dos tubos dos trocadores de calor que faz a interface entre os sistemas de refrigeração de segurança e o sistema de refrigeração intermediário.



Figura 9: Incrustação de organismos marinhos no espelho dos tubos de trocador de calor  
Fonte: O autor (2022)

A incrustação de vida marinha nos tubos dos trocadores de calor acelera o processo de redução de espessura por oxidação destas tubulações devido ao baixo fluxo pando por elas.

O reparo do furo nem sempre é possível, sendo necessário tampar a passagem de água pelos tubos em um processo conhecido na indústria como plugueamento de tubos.

Falhas sucessivas de tubos destes trocadores de calor podem inclusive fazer com que seja necessário substituir o trocador de calor se a quantidade de tubos plugueados for excessiva.

Diferente da água de refrigeração principal que escoia por galerias de grandes dimensões, transitando para tubulações apenas na iminência da entrada dos condensadores, a água de refrigeração de segurança é transportada por tubulações de menores diâmetros e requer atenção quanto a presença de biofouling uma vez que uma obstrução parcial destas tubulações poderá levar a uma redução de fluxo e conseqüente redução na capacidade de remoção de calor de sistemas de segurança.

O trabalho desenvolvido nesta dissertação levou em consideração a disposição da captação de água do sistema de refrigeração de segurança e emergência conforme mostrado na Figura 4.

A Figura 4 mostra que a sucção de água para o sistema de refrigeração de segurança e emergência parte da mesma galeria comum que supre água para o sistema de refrigeração principal.

A Figura 5 mostra ainda que é possível inserir comportas na sucção das bombas do sistema de refrigeração de segurança e emergência. A inserção de comportas pode ser necessária, por exemplo, para realização de manutenção na sucção das bombas. Esta situação não ocorreu durante o período em que os dados foram aqüisitados para realização deste trabalho.

A obstrução dos tubos dos trocadores de calor dos sistemas de segurança pode ser monitorada não apenas abrindo-se estes trocadores de calor para realização de

inspeções visuais, mas também pela verificação de alterações de parâmetros de processo dos sistemas afetados.

Por exemplo, obstrução de tubos dos trocadores de calor fará com que a pressão de descarga das bombas se eleve e o fluxo se reduza além disso a corrente elétrica de operação do motor da bomba também pode se elevar, por exemplo.

Degradação nestes sistemas podem levar a inoperabilidade de sistemas de segurança, como o citado no início deste capítulo e fazer com que a usina seja desligada por condições operacionais ou limites administrativos relacionado a análises de segurança.

### 2.3 ESPECIFICIDADES DA UTILIZAÇÃO DA ÁGUA DO MAR COMO ÁGUA DE REFRIGERAÇÃO

A água é o meio mais utilizado como fluido de refrigeração na indústria.

A água do mar é utilizada em larga escala como meio de refrigeração das indústrias de energia. Segundo Kneens (1977), as indústrias norte americanas utilizavam em 1977 aproximadamente 6700m<sup>3</sup>/s de água do mar.

Água do mar é largamente utilizada como meio de refrigeração na indústria off-shore e nas indústrias de geração elétrica e de processo e refino de petróleo instaladas na costa territorial, sendo utilizada em trocadores de calor e condensadores (PUGH; HEWITT; MÜLLER-STEINHAGEN, 2003).

Água do mar é normalmente captada, utilizada nos trocadores de calor e/ou condensadores, e devolvida ao mar, sem que seja necessário seu resfriamento em torres de refrigeração.

A resolução do Conselho Nacional do Meio Ambiente (CONAMA) n° 430 de 13 de maio de 2011, que dispõe sobre as condições e padrões de lançamento de efluentes, em seu artigo 16 limita a temperatura máxima de devolução da água para o oceano em 40°C.

Segundo Pugh, Hewitt e Müller-Steinhagen (2003), os equipamentos industriais podem sofrer degradação quando submetidos à utilização com água do mar por diversos motivos:

- Deposição por cristalização, por exemplo, carbonato de cálcio
- Corrosão: Alguns metais produzem camadas de oxido em suas superfícies;
- Incrustação por vida marinha, seja ela microscópica ou macroscópica; e,
- Partículas presentes na água do mar como areia, sílica, lama e demais materiais que podem se alojar em regiões dos equipamentos.

Como já citado anteriormente, este trabalho se deterá ao problema da incrustação da vida marinha na superfície dos equipamentos industriais, em especial dos trocadores de calor e condensadores de vapor.

A vida marinha presente na água do mar ao entrar em contato com as estruturas e equipamentos industriais encontra nestes um local para sua fixação e seu desenvolvimento dando origem a incrustações conhecidas como biofouling.

A figura abaixo foi retirada de Satpathy *et al.* (2010) e mostra as incrustações de vida marinha em uma das telas fixas da estrutura da tomada d'água das usinas nucleares de Madras Atomic Power Station (MAPS), um sítio com duas usinas tipo PHWR localidas no sudeste da Índia.



Figura 10: Biofouling nas telas fixas de MAPS  
Fonte: Satpathy *et al.* (2010)

Conforme citado no capítulo 2.1, segundo Gentil (1996), o filme bacteriano criado modifica o processo químico na interface metal/água do mar, sob diversas maneiras, tendo importante papel no processo corrosivo. Com o crescimento do biofouling a bactéria no filme produz subprodutos como ácidos orgânicos, gás sulfídrico e limo (material polimérico rico em proteínas). Os filmes bacterianos geralmente não são contínuos, cobrindo regiões ou pontos da superfície metálica, criando com isso condições para ocorrência de pilhas de aeração diferencial com a consequente corrosão por aeração diferencial.

### 3 UTILIZAÇÃO DE HIPOCLORITO DE SÓDIO EM USINAS TERMONUCLEARES

Conforme descrito no Capítulo 2 a água do mar é utilizada como fonte fria final dos condensadores principais, sistemas de segurança e sistemas relacionados à disponibilidade da Usina nuclear sob estudo.

Como detalhado no Capítulo 2 deste trabalho, na captação da água do mar, sistemas de filtragem mecânica com dimensões de filtragem sucessivamente reduzidas, são utilizados para impedir o acesso de materiais sólidos com dimensões maiores que um determinado tamanho ingresse nos sistemas de refrigeração da usina.

A água do mar é repleta de micro-organismos, estes passam pelos sistemas de filtragem e ingressam nos sistemas de refrigeração. Também passam pelos sistemas de filtragem mecânica os micro-organismos com dimensões inferiores à menor malha de filtragem. Caso não haja um sistema capaz de conter a fixação e proliferação destes organismos marinhos, estes irão se fixar nas superfícies das tubulações e equipamentos, degradando seu desempenho.

A degradação do desempenho dos sistemas e equipamentos relacionados à refrigeração ocorre quando o organismo marinho alojado e em desenvolvimento/proliferação em determinados locais, por exemplo, nos tubos dos trocadores de calor, cria regiões de baixo fluxo de água, e com isso condições propícias para seu crescimento ou início de uma colônia (proliferação). O crescimento do organismo incrustado ou de sua colônia pode provocar a obstrução completa da passagem de água pelo tubo do resfriador de calor.

A facilidade de fixação de organismos marinhos em paredes de galerias, tubulações, trocadores de calor etc está diretamente relacionada à velocidade de escoamento da água. Segundo Jenner *et al.* (1998), a fixação de organismos marinhos praticamente não é observada quando o fluxo de escoamento é superior à 2,9m/s, em contrapartida a fixação dos organismos e sua proliferação é acentuada quando o fluxo de escoamento é inferior à 1,4m/s.

Distúrbios no fluxo de água com regiões de baixo fluxo e outras de fluxo excessivamente alto pode provocar corrosão e erosão respectivamente.

O levantamento de dados realizado por Marchwood (Southampton) mostrou que entre 1957 e 1964, 4000 tubos de condensadores de vapor falharam a crescimento de vida marinha, levando a vazamentos de água do mar para dentro do ciclo água vapor. Além da perda na geração elétrica, esses vazamentos de água salgada para dentro do sistema secundário e acelera o processo de corrosão nos geradores de vapor, resultando em vazamentos nos tubos destes equipamentos (SATPATHY *et al.*, 2010).

Este estudo foi realizado em usinas térmicas convencionais (não nucleares), mas que retratam a necessidade do controle da vida marinha nos sistemas da usina seja ela nuclear ou não.

Um mecanismo que impeça o descrito no parágrafo anterior e que seja comprometido economicamente e com o meio ambiente não visa a total eliminação dos organismos marinhos presentes nos sistemas de refrigeração, mas possui como objetivo o controle do desenvolvimento destes organismos de forma que não comprometam o desempenho dos equipamentos da usina (JENNER *et al.*, 1998),

O controle do desenvolvimento/proliferação da vida marinha nos sistemas de refrigeração é feito por meio da utilização de hipoclorito de sódio, cujo processo de produção e utilização será descrito ainda neste capítulo.

Indústrias que utilizam a água do mar como água de refrigeração devem possuir mecanismos de proteção de seus equipamentos que impeça o alojamento dos micro-organismos em seus equipamentos.

O cloro pode ser utilizado a partir de três formas: dissolução de gás cloro na água do mar, utilização de uma solução de hipoclorito de sódio previamente preparada (nestes dois primeiros métodos a produção é realizada fora do local da usina) e produção de hipoclorito de sódio no próprio local da usina por meio da eletrólise da água do mar. O caso em estudo utiliza o terceiro método citado anteriormente.

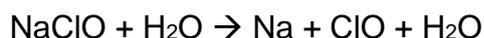
Um dos mecanismos mais utilizados é a dosagem de hipoclorito de sódio (NaClO) em concentrações específicas para impedir que estes micro-organismos se incrustem em seus equipamentos.

Esta utilização se deve ao fato de o hipoclorito de sódio poder ser produzido a partir da própria água do mar por meio de uma reação eletroquímica mediante eletrólise parcial do cloreto de sódio presente na água do mar conforme mostrado abaixo:

Sal + água + energia → Hipoclorito de sódio + hidrogênio; ou,



Após sua formação, o hipoclorito de sódio se decompõe conforme a equação química mostrada abaixo:



O cloro residual livre é a quantidade de íons de hipoclorito (ClO) e ácido hipocloroso (HClO), e o cloro total como a quantidade de cloro reagida ou não com os elementos presentes na água (VIEIRA; COELHO; LOUREIRO, 2004). A água do mar, rica em diversos minerais, pode propiciar a combinação do cloro com outros compostos.

### 3.1 DESCRIÇÃO DE UM SISTEMA DE DOSAGEM DE HIPOCLORITO DE SÓDIO

Para produzir hipoclorito de sódio água do mar é bombeada a partir da tomada d'água principal, filtrada e então direcionada para eletrolisadores, onde ocorre a reação eletroquímica mostrada acima.

Eletrolisadores são equipamentos constituídos de placas eletricamente carregadas. As placas carregadas com cargas positivas são chamadas de catodos e as carregadas com carga negativa são chamadas de anodos. As placas são montadas de forma intercalada, criando uma diferença de potencial entre elas. A água do mar passa entre estas placas, criando um meio condutor onde os elétrons presentes em

excesso nas placas negativas conseguem migrar para as placas positivas. Ao migrarem, os elétrons interagem com as moléculas de água ( $H_2O$ ) e sal (cloreto de sódio –  $NaCl$ ) presentes na água do mar, ocorrendo assim a reação química mostrada acima.

A quantidade de hipoclorito gerado por unidade de tempo é função direta da corrente elétrica estabelecida entre as placas dos eletrolisadores (catodos e anodos), sendo que quanto maior a corrente maior será a quantidade de hipoclorito gerado por unidade de tempo.

Os eletrolisadores operam com corrente contínua para realizarem sua função. Como a corrente elétrica utilizada na rede externa de distribuição é a corrente alternada faz-se necessário a conversão da corrente alternada em corrente contínua. Esta conversão do tipo de corrente elétrica é realizada por retificadores controlados.

Por meio dos retificadores controlados é possível ajustar a tensão (diferença de potencial) de trabalho dos eletrolisadores e, conseqüentemente, a corrente de operação dos mesmos.

A corrente contínua de operação dos eletrolisadores pode ser alterada para se chegar à quantidade de hipoclorito gerado desejado. Este ajuste pode ser realizado diretamente nos retificadores ou, dependendo do projeto implementado, por meio de um sistema informatizado para operação, comumente chamado de sistema supervisor, o qual além de propiciar a alteração da corrente de trabalho dos retificadores por meio de um terminal informatizado também traz diversas outras informações em tempo real do sistema (posição de válvulas, nível de tanques, bombas em operação, horas de operação de cada eletrolisador etc).

Um subproduto da produção de hipoclorito de sódio a partir da água do mar é a geração de gás hidrogênio ( $H_2$ ).

O gás hidrogênio possui características de explosividade em concentrações entre 4% e 96% de concentração. Com isso ele deve ser removido do fluido de trabalho (mistura de água do mar, hipoclorito de sódio e gás hidrogênio) antes de ser injetado nos sistemas que precisam ser protegidos contra incrustação de micro-organismos marinhos.

Com este objetivo, após sair dos eletrolisadores o fluido de trabalho é direcionado para um tanque separador de hidrogênio. Parte do volume deste tanque é preenchida pelo fluido de trabalho e parte pelo ar atmosférico. O fluido de trabalho entra neste tanque pela parte superior, propiciando um melhor desprendimento do H<sub>2</sub> dele. A atmosfera do tanque é exausta por ventiladores de alta vazão, garantindo que a concentração de H<sub>2</sub> no tanque permaneça sempre abaixo dos 4% (limite inferior de explosividade do H<sub>2</sub>).

Devido à importância em se manter a exaustão do tanque eficiente, ou seja, mantendo a concentração de hidrogênio abaixo dos 4%, seu nível é controlado dentro de uma faixa pré-estabelecida. O controle é feito por válvula à jusante do tanque, alterando desta forma a vazão total do fluido que será injetado. Um arranjo geral da planta de produção de hipoclorito de sódio é mostrado na Figura 11 abaixo.

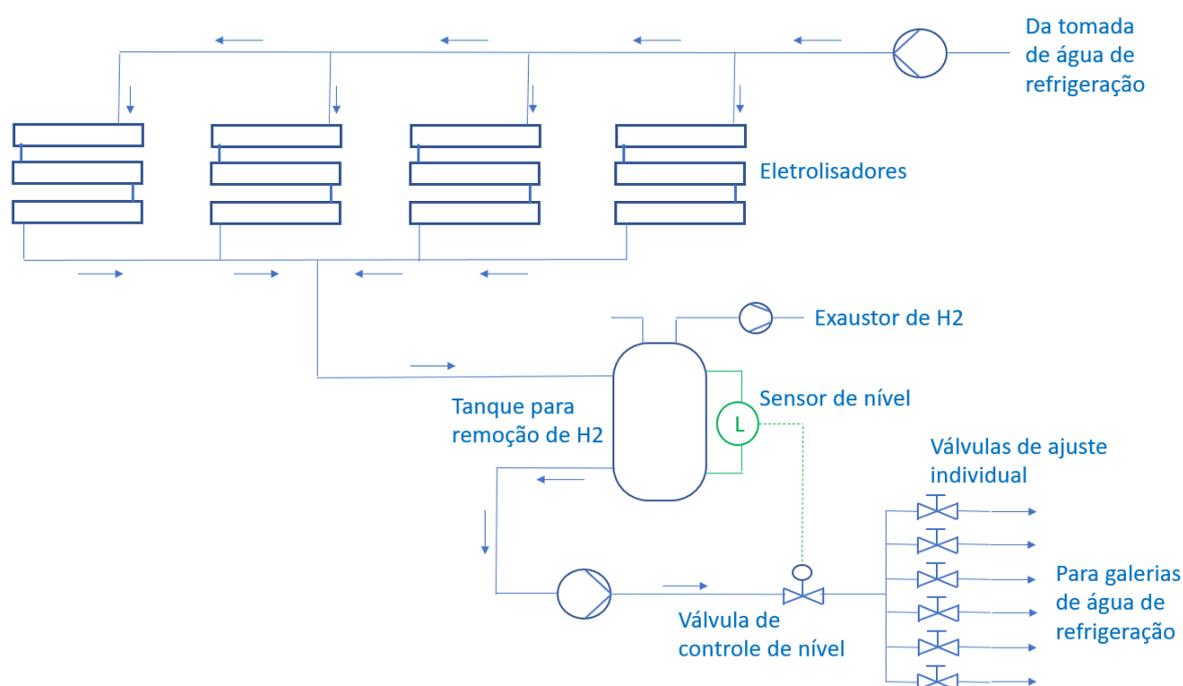


Figura 11: Esquema do sistema de produção e distribuição de hipoclorito de sódio  
Fonte: O autor (2022)

Após passar pelo tanque de remoção de hidrogênio, o fluido de trabalho é bombeado para ser injetado na estrutura da tomada d'água. A injeção é feita em cada uma das galerias iniciais de tomada de água do mar, entre as grades de proteção anti-quebra e as telas fixas, conforme mostrado esquematicamente na Figura 12

abaixo. Os retângulos cor laranja representam a posição em que as comportas podem ser inseridas para possibilitar manutenção e limpeza das telas.

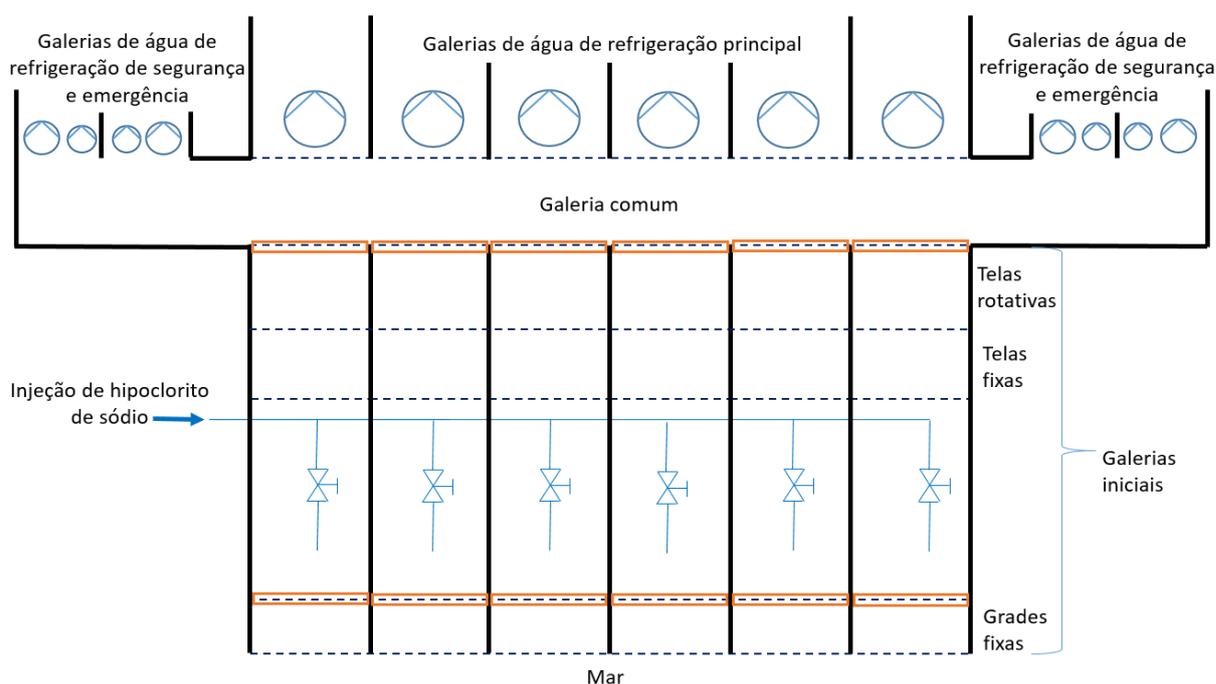


Figura 12: Diagrama esquemático da região de dosagem de hipoclorito de sódio  
Fonte: O autor (2022)

Antes de ser injetada em cada uma das galerias, o fluxo a ser injetado pode ser ajustado individualmente por meio de uma válvula do tipo borboleta. Esta válvula é acionada manualmente por meio de uma manopla acoplada a uma caixa redutora. A posição da válvula está diretamente relacionada ao número de voltas de abertura da mesma, sendo zero a posição para a válvula completamente fechada e 9,5 voltas a posição para a válvula completamente aberta. Esta posição é registrada diariamente.

Como o nível no tanque separador de hidrogênio é mantido constante por válvulas automáticas que operam por uma malha de controle fechada, ajustes em apenas uma das válvulas de injeção de hipoclorito de sódio provoca alterações nos fluxos injetados nos outros pontos.

Por exemplo, se for feito um ajuste abrindo-se mais uma das válvulas de injeção, com o intuito de aumentar a quantidade de hipoclorito de sódio que está sendo injetado em uma determinada galeria, ocorrerá, de forma geral, uma redução no fluxo injetado nas outras 5 galerias, uma vez que a vazão total que está sendo injetada é controlada indiretamente pelo controle de nível do tanque separador de hidrogênio.

Após ser injetado em cada uma das galerias, o hipoclorito de sódio é carregado pela água de refrigeração para a galeria comum e daí para cada uma das galerias de água de serviço, sistemas de refrigeração de segurança e emergência.

Após passar pelos sistemas citados acima e antes da água ser devolvida ao mar, são realizadas medições para se verificar a quantidade de cloro que permanece na água. Esta medição é chamada de análise do cloro residual.

O cloro pode estar disponível em amostras de água na forma livre ou na forma de derivados. Ambas as formas podem coexistir na mesma amostra e serem determinadas juntas como cloro total.

Segundo Voguel (1992), O cloro livre presente como ácido hipocloroso e/ou íon hipoclorito. O cloro dito combinado existe na forma de monocloroamina, dicloroamina e outros derivados.

O cloro presente na amostra oxida o iodeto presente no reagente a iodo. Este, por sua vez, reage com a DPD (N, N-dietil-p-fenilenodiamina) com KI, juntamente com o cloro livre para formar um complexo cuja intensidade da cor avermelhada é proporcional à concentração de cloro total.

Após aguardar o tempo necessário para reação (usualmente entre 3 e 6 minutos) amostra com reagente é inserida em um colorímetro digital, que mede a absorção de uma substância em uma frequência específica de luz. Estes instrumentos operam a partir do princípio de que a absorção de uma substância é proporcional à sua concentração (HACH, c2022). Desta forma colorímetro digital informa a concentração de cloro residual presente na amostra.

As análises são realizadas manualmente uma vez por dia por volta das 9 horas da manhã. São retiradas amostras de cada uma das 6 galerias da água de refrigeração principal, e duas galerias de refrigeração de segurança e emergência e ainda uma medição extra já após a união da água de todas as galerias.

Segundo Gentil (1996), para que a proteção contra incrustação dos equipamentos que utilizam água do mar seja assegurada, uma concentração de cloro residual mínima deve ser mantida em pelo menos 0,1ppm. Já a concentração máxima não deve ultrapassar o valor de (1ppm).

Com isso foram estabelecidos limites mais restritivos para operação do sistema como sendo o mínimo 0,15ppm e o máximo em 0,75ppm de cloro residual. Caso a concentração de cloro residual esteja fora dos valores especificados, ajustes são feitos no sistema para tentar corrigir a concentração para dentro da faixa especificada.

Os ajustes a serem feitos resumem-se a posição das válvulas de ajuste de cada uma das galerias e corrente total dos eletrolisadores, uma vez que os demais parâmetros que influenciam o processo não podem ser alterados pelo operador do sistema. Os parâmetros que influenciam o sistema serão descritos mais adiante ainda neste capítulo.

Um sistema de produção de hipoclorito de sódio pode ser composto por um ou mais eletrolisadores. O sistema específico sob estudo é composto por 4 unidades, sendo que cada unidade é composta por três eletrolisadores em série, sendo que durante operação normal do sistema apenas duas ou três unidades estão em energizadas produzindo efetivamente hipoclorito de sódio. As demais unidades permanecem alinhadas com fluxo de água do mar, mas como não estão energizadas, não produzindo hipoclorito de sódio.

Durante a operação do sistema ocorre progressiva formação de depósitos sólidos nas superfícies dos eletrodos no interior das células. Este processo é resultado de alguns íons presentes na água do mar (por exemplo cálcio, magnésio e outros metais) que formam hidróxidos e carbonatos, resultando em sólidos em suspensão. Apesar da maior parte destes sólidos em suspensão ser arrastada pelo fluxo de água, uma pequena parte se fixa na superfície dos eletrodos.

A remoção dos sais cristalizados fixados nos eletrodos é feita por meio da lavagem ácida com ácido clorídrico (HCl).

Para realizar a lavagem ácida o banco de eletrolisadores a ser lavado é retirado de operação, e feito o alinhamento de recirculação de ácido clorídrico. Este processo será detalhado na Seção 3. O processo de lavagem é iniciado com uma determinada concentração de ácido (concentração inicial) e conforme a limpeza é feita sua concentração se reduz. A limpeza é concluída quando a concentração de ácido se estabiliza (concentração final).

Ao final do processo, o ácido presente nas células é drenado para o tanque de ácido clorídrico e feito o alinhamento hidráulico para disponibilizar a célula para produção de hipoclorito de sódio.

### 3.2 PARÂMETROS QUE INFLUENCIAM A CONCENTRAÇÃO RESIDUAL DE CLORO

A concentração residual de cloro é medida à jusante dos trocadores de calor (condensadores e trocadores de calor dos sistemas de segurança) antes da água de refrigeração ser devolvida ao mar.

As medições feitas são as seguintes:

- 1 para cada galeria de refrigeração principal (total de 6);
- 1 para cada par de galeria de refrigeração de segurança/emergência (total de 2);
- 1 para o poço de selagem (total de 1).

Caso as medições indiquem valores fora da faixa requerida ou mesmo próximo aos limites estabelecidos, ajustes no sistema de injeção de hipoclorito de sódio podem ser realizados para melhorar sua distribuição.

Os parâmetros que influenciam a concentração residual de cloro são:

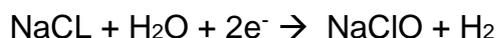
- Corrente total de operação dos eletrolisadores do sistema de dosagem de hipoclorito de sódio;
- Posição das válvulas de ajuste de fluxo de hipoclorito de sódio;
- Posição de comportas para manutenção das galerias da estrutura da tomada d'água;
- Temperatura da água do mar; e,

- Potência de operação da Usina.

A seguir serão detalhados como cada um dos parâmetros influenciam a concentração residual de cloro.

### **3.2.1 Corrente total de operação dos eletrolisadores do sistema de dosagem de hipoclorito de sódio**

A corrente elétrica que ocorre entre os catodos e os anodos dos eletrolisadores provoca a ocorrência da reação eletroquímica abaixo:



A corrente elétrica máxima aplicada nos eletrolisadores é de 2300A (amperes). Medições experimentais mostram que com esta corrente aplicada é gerado na saída dos eletrolisadores hipoclorito de sódio (NaClO) com uma concentração de 0,15%.

A concentração média de cloreto de sódio no oceano atlântico é de 3,5% (UFRGS, 2008). A diferença entre as concentrações de cloreto de sódio e o hipoclorito de sódio gerado nas reações de eletrólise mostra que a redução da concentração de cloreto de sódio pode ser desprezada para fins práticos. Isso implica na proporção linear entre a corrente elétrica aplicada e a geração de hipoclorito de sódio.

### **3.2.2 Posição das válvulas de ajuste de fluxo de hipoclorito de sódio**

O hipoclorito de sódio é bombeado para a tomada d'água e o fluxo total é regulado por uma válvula de controle, operada por um circuito de malha fechada, que mantém o nível do tanque separador de hidrogênio em um nível constante.

A vazão de hipoclorito de sódio para cada uma das galerias da estrutura da tomada d'água é ajustada pela posição de cada uma das válvulas de ajuste. Como a vazão total é controlada automaticamente pela válvula de controle, ao se fechar um pouco uma das válvulas de controle, além da diminuição de fluxo para a galeria desta válvula, ocorrerá elevação do fluxo para as demais galerias.

Devido às diferentes distâncias entre as galerias e acidentes da tubulação (curvas, restrições etc) o aumento de fluxo nas outras galerias não ocorrerá de forma igual.

As válvulas de ajuste são válvulas do tipo borboleta, as quais, quando vistas isoladamente, possuem a seguinte curva de coeficiente de vazão (CV):

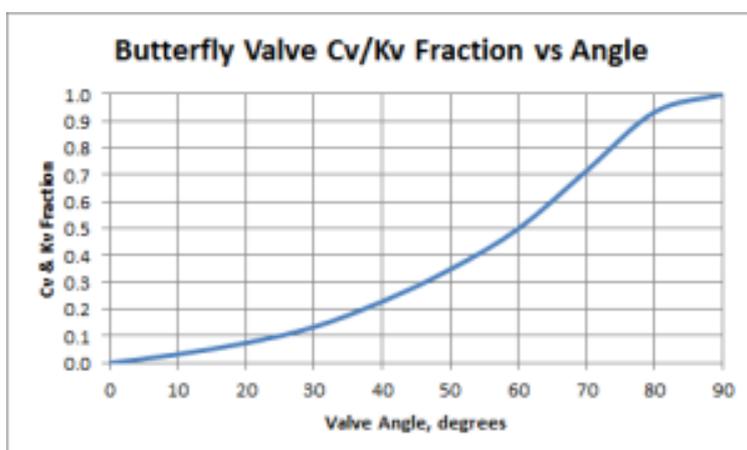


Figura 13: Curva de CV típicos para uma válvula do tipo borboleta  
Fonte: Flow...(c2022)

O gráfico mostra como varia o fluxo pela válvula (eixo das ordenadas) conforme se varia o percentual de abertura da válvula (eixo das abscissas) mantendo-se a pressão a montante da válvula constante. Este gráfico indica uma não linearidade no comportamento do fluxo conforme se varia o percentual de abertura da válvula. Seu formato se assemelha ao gráfico característico conhecido como igual porcentagem.

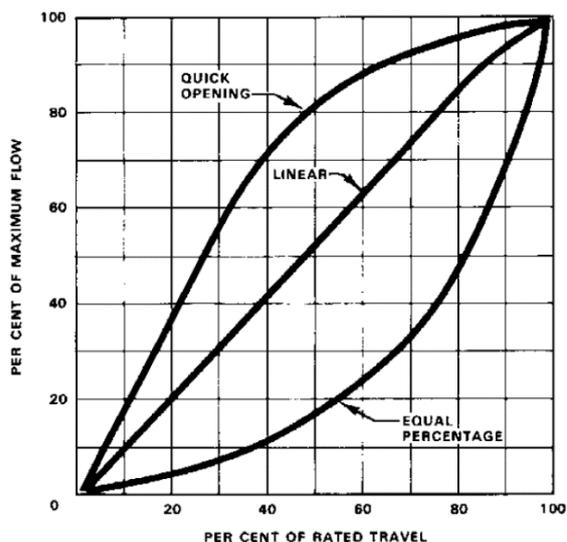


Figura 14: Gráfico mostrando três das curvas características de válvulas: Abertura rápida (quick opening), linear (linear) e igual porcentagem (equal percentage)  
 Fonte: Extraído de Emerson (2005)

A curva ideal de igual porcentagem resulta que para incrementos igual valor no curso de abertura/fechamento da válvula implicará em mudanças de igual porcentagem no coeficiente de vazão (EMERSON, 2005).

Segundo Skousen (1997), a curva característica de fluxo pode se modificar substancialmente dependendo das condições de operação do sistema de processo em que foi instalada. Quando os efeitos das tubulações do sistema são levados em consideração, a curva característica que inicialmente se comportava como uma curva do tipo “igual porcentagem” se transforma para uma curva do tipo linear, e uma curva que inicialmente possuía característica linear se transforma em uma curva do tipo abertura rápida.

### 3.2.3 Posição de comportas para manutenção das galerias da estrutura da tomada d'água

Quando uma comporta é inserida para manutenção ou limpeza de uma galeria, é necessário que a válvula de ajuste de fluxo seja completamente fechada para esta galeria. Com isso dois efeitos ocorrem:

- Uma vez que o fluxo total de água de refrigeração é mantido, ocorre uma redistribuição de fluxo de água de refrigeração nas demais galerias (aumento do fluxo individual por galeria). Este efeito foi mostrado nas Figuras 4 e 5, no Capítulo 2 deste trabalho.
- O fechamento da válvula de ajuste de fluxo de hipoclorito de sódio para a galeria em manutenção faz com que o fluxo para as demais galerias seja elevado, pois, como mencionado anteriormente, o fluxo total de injeção de hipoclorito de sódio é mantido constante devido ao controle de nível do tanque de separação de hidrogênio.

Os dois efeitos citados acima, no entanto, não ocorrem da mesma forma. A nova distribuição de fluxo de água de refrigeração tende a ser uniforme para as demais galerias. A distribuição de hipoclorito de sódio dependerá das perdas de carga das tubulações do sistema de distribuição.

Essa diferença de comportamento é vista pelas tentativas de ajustes realizados após o isolamento de uma galeria para manter as concentrações de cloro residual dentro dos limites estabelecidos.

### **3.2.4 Temperatura da água do mar**

O hipoclorito de sódio misturado à água do mar possui a propriedade de se desprender da mesma com o passar do tempo. Esse despreendimento é função principalmente de dois fatores: incidência de luz solar e temperatura em que a água do mar se encontra.

As galerias e tubulações por onde a água de refrigeração passa não é exposta à incidência de luz solar, com isso esse fator pôde ser descartado das análises e ponderações relativas aos estudos desenvolvidos neste trabalho.

A temperatura da água do mar variou entre 20,25°C e 31,2°C durante o período em que os dados foram coletados (entre 01/01/2021 e 31/10/2021). Estes valores são referentes ao horário em que a análise da concentração de cloro residual foi realizada, ou seja, às 9 horas.

### 3.2.5 Potência de operação da Usina

Quanto maior a potência de operação de uma usina termonuclear maior a quantidade de vapor que passa pelas turbinas e, conseqüentemente, pelos condensadores de vapor.

Este vapor é condensado ao entrar em contato com os tubos dos condensadores, por onde passa a água de refrigeração principal (água do mar com hipoclorito de sódio). O fluxo de água de refrigeração que passa pelos condensadores é o mesmo, independente da potência de operação da usina, porém conforme a usina aumenta sua potência de operação, maior a quantidade de vapor a ser condensado.

O resultado disso para a água de refrigeração principal é que quanto maior for a potência de operação da usina, maior será a diferença de temperatura entre a entrada e a saída dos condensadores.

Para o caso em estudo, a diferença de temperaturas (Delta-T) entre a entrada e a saída dos condensadores com a usina operando a 100% de potência é de aproximadamente 8,4°C (em 90% é de aproximadamente 7,5°C). O gráfico abaixo mostra como varia esta diferença de temperaturas (em °C) em função da potência do reator, expressa em percentual.

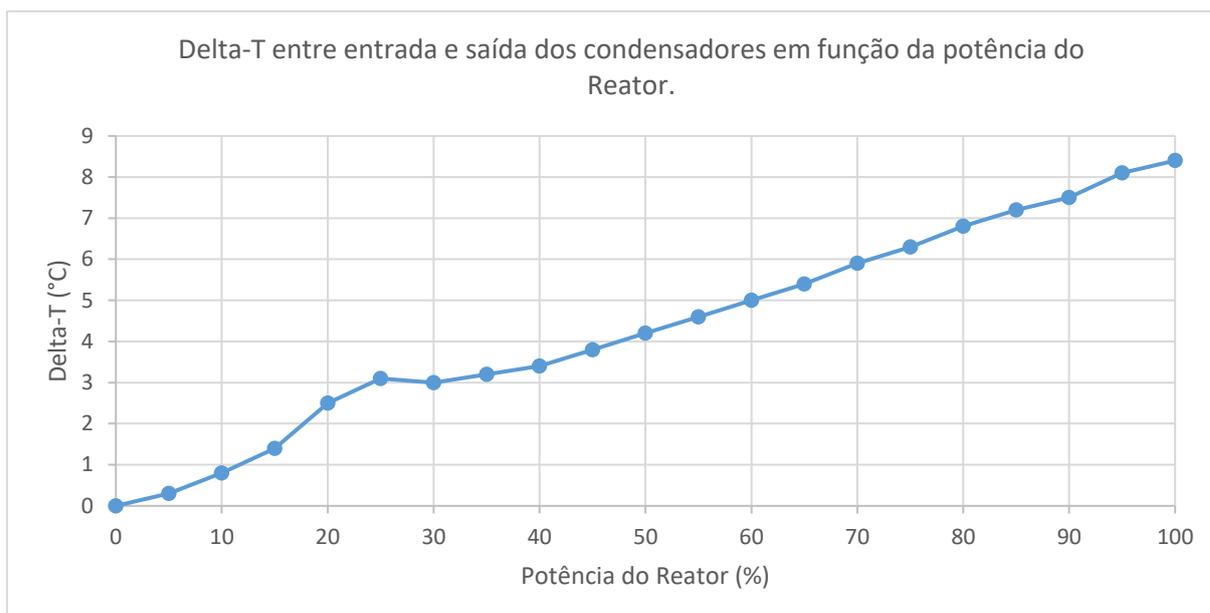


Figura 15: Gráfico mostrando a diferença entre as temperaturas de entrada e saída dos condensadores em função da potência do reator  
Fonte: O autor (2022)

As temperaturas mais elevadas na saída do condensador com a usina operado a potências mais elevadas fazem com que o hipoclorito de sódio se desprenda mais rapidamente e, com isso reduza a concentração residual de cloro.

A temperatura da água de refrigeração principal na saída dos condensadores é relevante pois, além da região final dos tubos no espelho dos condensadores, caixa d'água de saída dos condensadores, existem ainda tubulações, válvulas de conexões com outros sistemas, bocas de visita, instrumentos etc, que podem ter sua degradação acelerada por uma baixa concentração de hipoclorito de sódio.

Estes cinco parâmetros foram utilizados como informação de entrada para o programa de rede neural artificial desenvolvido, que será detalhado no Capítulo 4.

## 4 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

### 4.1 BREVE HISTÓRICO

O funcionamento do cérebro humano sempre intrigou pesquisadores por, dentre outras características, sua capacidade de se desenvolver e aprender com as experiências vivenciadas. Outro sonho antigo é a construção de máquinas com estas características de aprendizado, onde poderiam se desenvolver autonomamente.

O desenvolvimento da eletrônica e posteriormente da informática no século XX possibilitaram a pesquisa e desenvolvimento de softwares e máquinas que pudessem se adaptar e aprender a partir de experiências já ocorridas.

Os pesquisadores Warren McCulloch, um neurofisiologista, e Walter Pitts, um matemático, publicaram em 1943 o artigo “A logical calculus of the ideas immanente in nervous activity” (MCCULLOCH; PITTS, 1943) onde modelaram o neurônio biológico como um circuito lógico matemático, ou seja, estabeleceram o primeiro neurônio artificial.

Esse neurônio artificial, baseado nos estudos neurológicos da década de 1930, recebia dados binários como dados de entrada e emitia um dado também binário como informação de saída. Além disso introduziram dois conceitos relevantes até hoje para as redes neurais:

- Limiar de atuação (“threshold”) que definiram como o valor que o estímulo deve exceder para iniciar um impulso. Modelaram a resposta do neurônio como sendo do tipo “all-or-none” (tudo ou nada), ou seja, se o estímulo for suficiente para ultrapassar o limiar haverá transmissão do impulso. Caso o estímulo seja inferior ao limiar não há transmissão de impulso; e,
- Aprendizagem, quando mencionam que atividades que ocorreram simultaneamente no passado alteraram o sistema nervoso (ou rede neural artificial) de tal forma que um estímulo que antes seria inadequado a ser transmitido para o próximo neurônio agora é adequado para tal fim.

O conceito de aprendizagem foi reforçado em 1949 por Donald Hebb em seu livro “The organization of behavior” (HEBB, 1949) onde um método para treinamento da Rede Neural Artificial (RNA) foi sugerido. Este método era baseado em hipóteses e observações neurofisiológicas e foi nomeado como regra de aprendizagem.

O desenvolvimento embrionário da computação na década de 1940 em conjunto com as novas teorias para utilização de circuitos eletrônicos nos moldes de neurônios e, sob um aspecto mais amplo, a possibilidade de máquinas (computadores) poderem funcionar como um cérebro humano levou Alan Turing a publicar em 1950 o artigo “Mind, a quarterly review of psychology and philosophy” (TURING, 1950) onde levanta a questão: Máquinas podem pensar?

O questionamento feito por Turing, válido até hoje, mostra o quanto se esperava da evolução computacional em meados do século XX.

Em 1956 Arthur L. Samuel (1959) desenvolveu um programa de computador para jogar damas. Neste programa ele utilizou um método hoje conhecido como aprendizado por reforço, onde o software melhorava seu desempenho a partir dos erros e acertos cometidos por ele próprio em partidas anteriores.

O programa desenvolvido por Arthur L. Samuel foi o precursor dos sistemas mais sofisticados de jogos como o TD-Gammon (Desenvolvido por Gerald Tesauro na IBM) e AlphaGo (desenvolvido pela DeepMind Technologies, empresa que foi posteriormente adquirida pela Google, que prosseguiu no desenvolvimento do software), ambos os programas derrotaram os campeões mundiais de suas épocas nos jogos de Gamão e Go (RUSSEL; NORVING, 2021).

Em 1957 Frank Rosenblatt, um neurobiologista, desenvolveu um modelo de neurônio artificial simples, o qual chamou de perceptron (ROSENBLATT, 1957). Com este nome ele quis enfatizar a habilidade do neurônio artificial em “perceber” determinada situação à sua capacidade lógica (DREYFUS, 1990). Este neurônio artificial realizava um cálculo ponderado dos valores de entrada, subtraía um valor limite (threshold) e emitia um resultado binário.

O perceptron foi utilizado para, a partir de valores contínuos, fazer uma classificação em duas classes. Se o valor fosse superior ao threshold pertenceria a

uma classe, se fosse inferior pertenceria a outra. Apesar das limitações que possuía, despertou interesse de outros pesquisadores da época por ser capaz de realizar o reconhecimento de padrões simples.

Outra diferença entre o Perceptron proposto por Roseblatt e o neurônio de McCulloch e Pitts foi a utilização de pesos associados a cada dado de entrada. Quanto maior a importância do dado, maior era o peso aplicado, ou seja, maior era sua influência no resultado final (dado de saída).

Além da modelagem do neurônio artificial, o perceptron, Roseblatt também indicou a utilização de mais camadas, o que seria conhecido posteriormente como redes profundas.

Posteriormente Rosenblatt desenvolveu um processo de aprendizagem em que conseguiu provar que se os valores utilizados para o treinamento do Perceptron forem retirados de duas regiões linearmente separáveis, então o Perceptron possuirá um comportamento convergente, criando um hiperplano entre as duas regiões.

Em 1960 os engenheiros Widrow e Hoff publicaram o artigo “Adaptive switching circuits” (WIDROW; HOFF, 1960) contendo um neurônio artificial, o qual chamaram de ADaptive LINear Element (Adaline). Este neurônio artificial foi baseado na proposta de McCulloch e Pitts, cuja topologia (estrutura) era semelhante ao Perceptron de Roseblatt, ou seja, possuía uma camada para as  $n$  entradas e uma camada de saída com apenas uma unidade, ambas arquiteturas não contavam com camadas escondidas.

A principal diferença se encontrava no tipo de informação contida na camada de saída. Enquanto o Perceptron possuía uma saída binária o Adaline tinha como saída uma função linear do seu nível de ativação.

A partir da Adaline, Widrow e Hoff criaram uma rede unindo diversas unidades Adaline, a qual chamaram Many Adalines (Madaline).

Widrow e Hoff também introduziram uma nova regra de aprendizado supervisionado como uma função de erro posteriormente denominado função de custo, conhecida como regra Widrow-Hoff (ou regra delta ou ainda regra LMS – Least Mean Square (ou erro quadrático médio). O nome regra delta vem do fato dela

trabalhar minimizando a diferença (ou delta) entre o valor observado na saída do neurônio e o valor desejado de saída do mesmo neurônio (MAREN; HARSTON; PAP, 1990). Desta forma também se tornou possível avaliar o desempenho da rede neural.

A utilização de uma arquitetura de redes neurais profundas remonta ao ano de 1967, quando o matemático ucraniano Alexey Grigor'evich Ivakhnenko publicou "cybernetics and forecasting techniques" (IVAKHNENKO; LAPA, 1967). Redes neurais profundas são aquelas que possuem, além das camadas de entrada de dados e de saída, camadas intermediárias, às quais permanecem ocultas após o projeto da arquitetura da rede neural ser feito. Nesta época as redes neurais profundas estavam ainda em seu estágio embrionário e seu potencial não havia sido totalmente identificado.

Segundo Russell e Norving (2021), esta fase inicial de desenvolvimento das redes neurais que durou até o ano de 1969 e teve seu foco voltado para atividades consideradas indicativas de inteligência em humanos, como jogos, quebra-cabeças, matemática e testes de Quociente de Inteligência (QI).

As limitações das redes com apenas a camada de entrada e de saída (caso do Perceptron e Adaline) e impossibilidade em solucionar problemas não linearmente separáveis, ou seja, padrões que se encontram em lados opostos de um hiperplano, foi evidenciada no livro "Perceptrons – an introduction to computational geometry" (MINSKY; PAPER, 1969) publicado por Marvin L. Minsky e Seymour A. Papert em 1969.

Na época já se vislumbrava a possibilidade de solução de problemas não linearmente separáveis por meio da utilização de redes neurais artificiais profundas, ou seja, aquelas que além da camada de entrada de dados e a camada de saída, possui camadas intermediárias. Estas camadas não são visíveis para o usuário da rede e por isso são chamadas de camadas escondidas (hidden layers).

No entanto não havia um algoritmo de aprendizado que fosse capaz de realizar o ajuste dos pesos das camadas escondidas deste tipo de rede.

A grande expectativa criada em torno das redes neurais artificiais e da Inteligência Artificial de forma geral após os primeiros resultados em solucionar

problemas simples, aliada as limitações da eletrônica e informática das décadas de 1960 e 1970 e a impossibilidade de solução de problemas não linearmente separáveis pelas redes neurais artificiais simples levou a redução drástica de investimentos em pesquisa e desenvolvimento na área, resultando em poucos avanços neste período que ficou conhecido como primeiro Inverno da Inteligência Artificial, que durou de 1969 até 1986. Neste período muitas empresas falharam em atingir as elevadas expectativas criadas por elas próprias e acabaram falindo.

A saída para o primeiro inverno das redes neurais se encontrava em um método criado na década de 1960 fora da área da inteligência artificial e aplicado pela primeira vez em redes neurais em 1970 por Seppo Linnainmaa (1970).

O método consistia em levar a informação do erro encontrado na camada de saída em sentido inverso ao do processamento das informações da rede neural artificial para as camadas internas da rede neural profunda. Em outras palavras, o problema se encontrava em como estender a regra da Widrow-Hoff para as diversas camadas internas da rede.

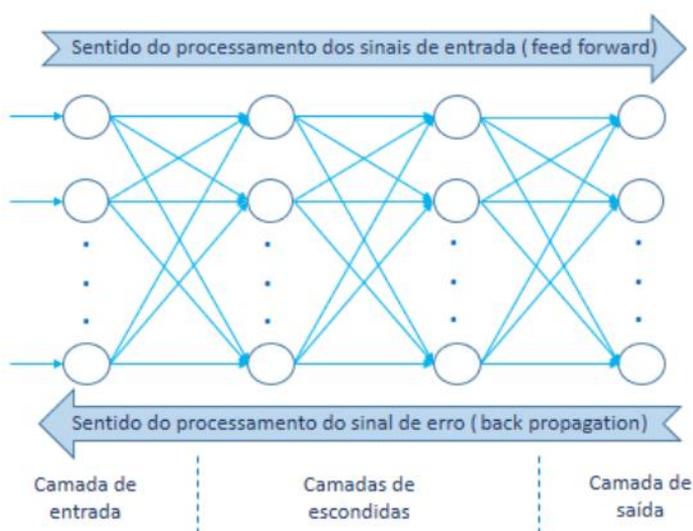


Figura 16: Processamento de sinais de entrada (em uma rede do tipo feed forward) e dos sinais de erro em sentido oposto ao do processamento de sinais (back propagation).  
Fonte: O autor (2022)

Em meados da década de 1980 alguns grupos de pesquisadores desenvolveram, quase que simultaneamente, algoritmos matemáticos capazes de cumprir a tarefa descrita no parágrafo anterior.

Em 1986 David E. Rumelhart, Geoffrey E. Hinton e Ronald J. Williams publicaram o artigo “Learning representations by back-propagating erros” (RUMELHART; HINTON; WILLIAMS,1986) onde o método de back-propagation é descrito como um procedimento que “ajusta os pesos das conexões na rede neural com objetivo de minimizar a diferença entre o valor real de saída e o valor desejado. Como resultado dos ajustes dos pesos, as camadas ocultas da rede neural que não fazem parte nem da camada de entrada de dados nem da camada de saída de dados passam a representar recursos importantes no domínio da tarefa, e as regularidades destas tarefas são capturadas pelas interações destas unidades”.

Muitas das redes neurais atuais utilizam um método de aprendizagem por meio da propagação do erro em sentido inverso em relação ao sentido de processamento dos sinais da rede neural.

Na década de 1990 houve mudança na abordagem da inteligência artificial, colocando mais ênfase em análises probabilísticas, aprendizado de máquina e resultados experimentais (RUSSEL; NORVING, 2021). Avanços foram feitos nas áreas de reconhecimento de fala, reconhecimento de escrita manual, reconhecimento de objetos em fotos dentre outros.

No final dos anos 90 e início do século XXI, a popularização do uso da internet por meio de computadores pessoais e posteriormente por “smatphones”, fez com que a quantidade de dados disponíveis na internet aumentasse sem precedentes, dando origem ao que hoje é conhecido como big data.

O processamento de tantos dados só foi possível devido ao desenvolvimento progressivo que já vinha ocorrendo há décadas da eletrônica e processamento de sinais, aliado a técnicas de processamento paralelo por meio de Unidades de Processamento Gráfico — Graphics Processing Units (GPUs). Algumas empresas viram a oportunidade de guiar suas decisões utilizando e tratando estes dados e desenvolveram algoritmos com inteligência artificial.

A técnica de aprendizado profundo (deep learning), criado e desenvolvido na década de 1990 possuía como gargalo para sua utilização a velocidade do processamento dos dados para se atingir resultados satisfatórios. No início dos anos 2000, com o avanço da eletrônica e informática aliada a técnicas computacionais, as

técnicas de deep learning se tornaram viáveis e o desenvolvimento das redes neurais avançaram mais um degrau no desenvolvimento (CHAGAS, 2019). Hoje o método de aprendizado profundo é utilizado em diversos campos de interesse que variam de redes sociais à condução autônoma de veículos.

## 4.2 DEFINIÇÕES INICIAIS

Para o processo específico alvo deste estudo, as alterações nos parâmetros de saída são lentas (horas ou dias), exceto para o caso de inserção de comporta em uma das galerias, quando ocorre uma redistribuição dos fluxos de água de refrigeração. Com isso uma ferramenta de malha aberta, o qual demanda ações humanas para alteração das variáveis do processo, foi tido com melhor opção.

A utilização de redes neurais artificiais como ferramenta computacional foi selecionada devido às não linearidades envolvidas no processo, sua capacidade de adaptação, generalização e aumento de robustez conforme ganho de experiência (tempo em operação).

A malha aberta da rede neural tem a vantagem do baixo custo de implementação, uma vez que não demanda a aquisição nem instalação de nenhum equipamento específico e nem modificação dos sistemas e equipamentos já existentes, mas apenas a utilização do programa da rede neural (software) aqui desenvolvido. A utilização de um controle de malha fechada, por outro lado, demandaria a aquisição de equipamentos e modificações no sistema já existente, resultando em custos para implementação, operação e manutenção.

As redes neurais artificiais podem ser definidas de maneira ampla como máquinas projetadas para operarem da mesma forma que o cérebro humano funciona para resolver uma determinada atividade particular ou uma função de interesse (HAYKIN, 2008). Além disso, as redes neurais são capazes de melhorar seu desempenho conforme executam suas tarefas por um processo chamado de aprendizagem, e ocorre por meio de um algoritmo específico, chamados de algoritmos de aprendizagem.

Essa característica novamente se assemelha ao comportamento do cérebro humano que desenvolve suas regras através da experiência adquirida em situações vivenciadas anteriormente (DATA SCIENCE ACADEMY, c2021).

As redes neurais, como um ramo da inteligência artificial, tiveram como objetivo inicial a construção de um sistema que pudesse computar, aprender, lembrar e otimizar os resultados da mesma maneira que o cérebro humano o faz (CHENG; TITTERINGTON, 1994).

Inicialmente a aprendizagem é realizada com um conjunto de dados pré-adquiridos, trata-se da fase de treinamento. Os dados do treinamento englobam dados de entrada e dados para os resultados esperados, com isso a ponderação da importância da informação (um fator de multiplicação chamado de peso) pode ser ajustada para que a rede tenha um desempenho satisfatório durante a operação (CHENG; TITTERINGTON, 1994).

Para conseguirem este desempenho satisfatório, as redes neurais atuais utilizam uma grande quantidade de unidades de processamento simples, chamadas neurônios artificiais, ou simplesmente neurônios. As unidades de processamento são interconectadas, formando pelo menos duas camadas, a de entrada de dados e a de saída de dados (redes simples), mas normalmente possuem muitas camadas (redes profundas). Estas interconexões entre os neurônios deu origem ao termo rede neural artificial.

Dentro da rede neural os neurônios são organizados em camadas, ou layers. As camadas podem ser visíveis ou ocultas. Camadas visíveis são as camadas de entrada de dados e a camada de saída de dados. As camadas intermediárias não geram informações diretas de saída para o usuário do programa, sendo por isso chamadas de camadas ocultas. As camadas ocultas fornecem informação às camadas seguintes dentro da própria rede neural.

Também existem as camadas de Dropout, utilizadas para evitar que determinadas partes da rede neural tenham muita influência e conseqüentemente, possam ficar muito sensíveis a pequenas alterações, evitando o sobreajuste (overfitting) aos dados de treinamento.

Cada neurônio recebe sinais de entrada para serem processados. Cada um destes sinais é tratado por um fator de multiplicação, chamado “peso”. Com isso um sinal de entrada tido como mais relevante recebe um peso maior, enquanto um sinal de menor relevância recebe um peso menor (GURNEY, 2004). Os sinais de entrada são então somados.

Além dos sinais provenientes da camada anterior ou dos dados de entrada, os quais são multiplicados por um fator (peso), uma constante é adicionada ao somatório dos inputs com a finalidade de elevar, ou reduzir, a importância do somatório. Esta constante é denominada viés, ou bias.

O sinal de saída do neurônio dependerá da soma dos sinais de entrada processados no neurônio e da função de ativação utilizada nele.

Como citado na seção anterior, no início do desenvolvimento das redes neurais foi utilizada uma função de ativação binária, ou seja, caso os sinais de entrada ultrapassassem um determinado valor limite (Threshold) o neurônio teria como sinal de saída o valor “1”, caso este valor limite não seja atingido, teria como saída o valor “0”. Esse comportamento de tudo ou nada (“all-or-none”), baseado no funcionamento do neurônio natural, foi proposto em 1943 por McCulloch e Pitts (1943).

A partir do processamento, cada neurônio gera um sinal de saída, o qual servirá de entrada para outro neurônio, de uma camada posterior, a ele conectado, ou como sinal de saída da rede neural para o usuário da rede.

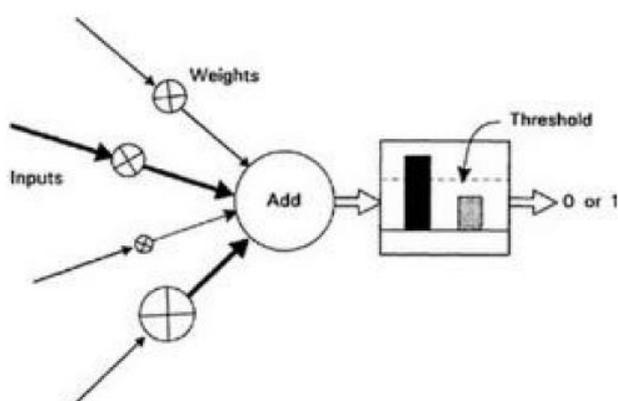


Figura 17: Ilustração de um neurônio artificial com valor de limiar de atuação fixo e constante  
Fonte: Extraído de Gurney (2004)

A figura acima ilustra um neurônio utilizado nos primeiros modelos de redes neurais. Chamado de unidade lógica de valor limite Threshold Logic Unit (TLU). A figura mostra o limiar de atuação (Threshold) como um valor constante fixo acima do qual a saída terá um valor binário (zero ou um) e abaixo do qual terá o valor binário oposto.

No entanto, esta função de ativação binária, capaz de realizar uma classificação simples, se mostra insuficiente para tratamento de problemas de maior complexidade. Uma das dificuldades desta função de ativação está no fato dela não ser diferenciável. Isto faz com que não seja possível a utilização de técnicas como o gradiente descendente para redução dos erros e, conseqüentemente, melhorar o desempenho da rede neural.

As limitações de aplicação apresentadas pela utilização da função de ativação binária levaram ao desenvolvimento de outras funções de ativação. A primeira delas foi a função linear. Esta função apesar de diferenciável (condição fundamental para o tratamento de erros e otimização da rede neural, possui um valor constante para sua derivada, e o tratamento de erros não é viável na prática o que também limita sua utilização.

Foram então desenvolvidas outras funções de ativação não lineares como a sigmóide (ou regressão logística), Tanh (tangente hiperbólica), Unidade Linear Retificada — Rectified Linear Unit (ReLU) —, Leaky ReLU etc. Cada uma destas funções possui suas características específicas, e melhor aplicação para um determinado uso em uma classe de problemas. Equações e gráficos de algumas funções de ativação são mostrados na Figura 18 abaixo.

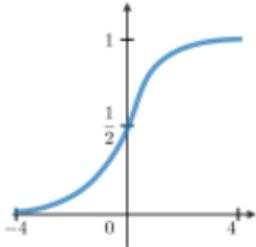
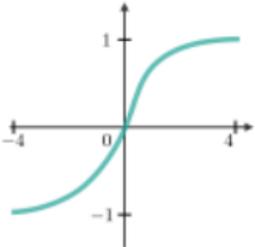
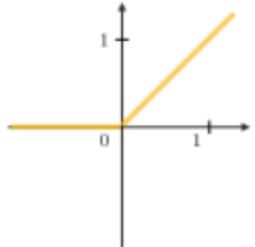
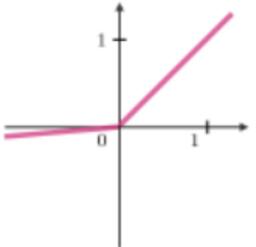
Sigmoide	Tanh	ReLU	Leaky ReLU
$g(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$	$g(z) = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}}$	$g(z) = \max(0, z)$	$g(z) = \max(\epsilon z, z)$ with $\epsilon \ll 1$
			

Figura 18: Gráfico de funções de ativação  
Fonte: Extraído de Amidi, A. e Amidi, S. (2018)

A forma como a rede é estruturada é chamada de arquitetura da rede neural. Segundo Haykin (2008), os três principais tipos de arquitetura utilizados são as redes feedforward de uma camada, feedforward multicamadas e redes recorrentes, esta última também chamada de realimentada.

As redes feedforward, já mencionadas anteriormente neste trabalho, são aquelas em que a informação é inserida na camada de entrada, flui camada a camada pelas camadas ocultas até chegar à camada de saída, sem que haja realimentação da rede por meio de loop. Já nas redes recorrentes ocorre a realimentação de uma camada anterior com informações de uma camada posterior ou mesmo por fazer alimentação de um determinado neurônio com informação de sua própria saída (self-feedback) (FURTADO, 2019).

A partir desta classificação arquitetônica principal, vários nomes foram dados para redes que possuem características específicas, como por exemplo: redes neurais convolucionais, redes de Hopfield, máquinas de Boltzmann etc.

A base de informações inicialmente adquirida é normalmente dividida em duas partes. A primeira, e normalmente bem maior em quantidade de dados, é utilizada na fase de treinamento da rede neural.

Segundo Haykin (2008), a fase de treinamento da rede neural pode ocorrer basicamente de três formas:

- Treinamento supervisionado, quando juntamente com os dados de entrada são informados os dados de saída esperados para rede neural. Nesta forma de treinamento é possível utilizar o algoritmo backpropagation, que será detalhado mais adiante;
- Treinamento por reforço, quando não são informados os resultados de saída, porém é possível verificar se as informações de saída são adequadas ou não; e,
- Treinamento não supervisionado, onde não são informados os valores alvos de saída. Neste caso o ajuste dos pesos é realizado por meio de um conjunto de regras pré-estabelecidas.

Nesta fase os pesos utilizados são ajustados para melhorar o desempenho da rede por meio de um mecanismo de aprendizagem. Melhorar o desempenho da rede significa que os resultados apresentados pela rede se aproximam dos resultados apresentados no processo real, seja ele a identificação de um número manuscrito, o entendimento dos sons da linguagem humana ou, no caso deste trabalho, a concentração de cloro residual ocorrida para a configuração dos parâmetros utilizados como entrada de dados.

Mecanismo de aprendizagem é um algoritmo matemático utilizado para redução do erro (também chamado de função de custo) apresentado pela rede neural. Um dos métodos utilizados amplamente nas redes neurais é o backpropagation.

De uma maneira geral o método de backpropagation compara o valor de saída da rede neural com o valor esperado/desejado. A diferença entre eles, erro, é propagado da camada de saída para as camadas ocultas, no sentido inverso do processamento dos sinais de entrada de dados.

Segundo Haykin (2008), o algoritmo de backpropagation é uma forma eficiente de computar o gradiente (derivadas parciais de primeira ordem) da função de custo, expressado como funções de parâmetros ajustáveis (pesos e bias) que caracterizam a rede neural multicamadas.

Este processo realiza pequenos ajustes nos pesos das informações que chegam aos neurônios e, após estes ajustes, a rede neural é colocada novamente em funcionamento e o erro apresentado pela camada de saída novamente comparado com o valor esperado/desejado. Este processo é repetido diversas vezes.

A avaliação de qual caminho seguir é realizada utilizando o gradiente da função em uma técnica conhecida como gradiente descendente. Esta técnica possui algumas variações, porém o objetivo de todas elas é melhorar o desempenho da rede neural por meio da redução do erro.

O vetor gradiente contém todas as derivadas parciais da função e indica a direção onde a função aumenta seu valor de forma mais acentuada. Como no caso em estudo se deseja obter a direção onde ocorre a redução do erro de forma mais acentuada, deve-se tomar o sentido contrário, com isso o vetor gradiente é multiplicado por “menos um” (-1).

A distância a ser percorrida em cada iteração, ou em outras palavras, a taxa de aprendizado (learning rate), é um valor que indica a velocidade com que os pesos são atualizados. Pode ser um valor fixo ou alterado de forma adaptativa, como no caso do método Adam (AMIDI, A.; AMIDI, S., 2018).

A segunda parte da base inicial de dados é utilizada após a fase de treinamento para a realização de testes. Trata-se de dados que não foram utilizados na fase de treinamento e servem para verificar o desempenho da rede neural e sua capacidade de generalização, evitando a ocorrência de um ajuste excessivo aos dados utilizados para treinamento (overfitting).

Segundo Haykin (2008), uma rede neural que foi projetada para generalizar bem será capaz de produzir um resultado satisfatório para dados de entrada ligeiramente diferentes dos exemplos utilizados na etapa de treinamento. Quando, no entanto, a rede neural treina e aprende uma quantidade excessiva de exemplos, ela acabará memorizando os dados de entrada e poderá, por exemplo, tomando uma informação que chegou como ruído como sendo verdadeira (overfitting). Quando uma rede neural é treinada de forma excessiva, ela perde a habilidade de generalizar e emitir resultados adequados para padrões semelhantes de entrada.

Quando a rede neural é implementada e novos dados de entrada são adquiridos e utilizados na rede neural, eles podem passar a fazer parte da base de dados e ser utilizados para melhorar o desempenho da rede.

As redes neurais são frequentemente utilizadas, dentre outras aplicações, para análise de dados estatísticos em problemas que envolvam classificação/reconhecimento de padrões ou ainda previsão. Problemas de classificação são classicamente ilustrados com a identificação de imagens de caracteres. O tema de reconhecimento de caracteres, mais especificamente algoritmo foi explorado em maior profundidade em Cheng e Titterington (1994). Problemas relacionados à previsão estão classicamente ligados ao mercado financeiro. Nesta dissertação as redes neurais serão utilizadas para um problema de previsão.

#### 4.3 AQUISIÇÃO E PRÉ-PROCESSAMENTO DE DADOS

Para a utilização de métodos computacionais como as redes neurais artificiais é necessário que se tenham dados disponíveis para serem utilizados como informações de entrada.

Antes de serem utilizados na RNA os dados precisam passar por dois processos:

- Remoção dos outliers, que são dados que se diferenciam significativamente dos demais. Podem ser provenientes de erros na aquisição, erros no registro manual, falha de instrumentos, espúrios, condições de operação atípica. Esta etapa do pré-processamento foi realizada diretamente na planilha eletrônica onde os dados obtidos foram registrados; e,
- Normalização dos dados. Esta etapa do pre-processamento se faz necessária tendo em vista que os dados obtidos possuem dimensões e escalas distintas e, com isso, afetam negativamente a modelagem. A

etapa de normalização foi realizada na plataforma Google Colaboratory (Colab) utilizando a linguagem de programação Python.

Estes dados a serem utilizados nas RNA podem ser provenientes de um banco de dados já existente ou adquiridos especificamente para o projeto em desenvolvimento. Estes dados poderão continuar sendo inseridos no programa após sua implantação como forma de melhoria contínua da rede neural artificial.

Da forma semelhante, com a utilização do programa pode ser verificado que alguns dados não são representativos, por exemplo por erros na aquisição, instrumentos descalibrados, condições muito particulares quando de sua aquisição etc. Estes dados são chamados de outliers e poderão ser excluídos (manual ou automaticamente) com a finalidade de aperfeiçoamento dos resultados.

Para este projeto foi necessário adquirir dados diariamente para que um banco de dados em uma planilha eletrônica que possuísse uma quantidade mínima de informações para que fosse criado e, desta forma, o método das RNA pudesse ser utilizado.

Os dados foram adquiridos entre os dias 01 de janeiro de 2021 e 31 de outubro de 2021 e foram inicialmente inseridos em uma planilha eletrônica, totalizando 303 conjuntos de dados.

Cada linha da planilha eletrônica contém informações referentes a configuração encontrada na Usina e os resultados de concentração residual de cloro para um determinado dia.

Cada coluna da planilha eletrônica é referente a um parâmetro que exerce influência sobre a concentração residual de hipoclorito de sódio ou ainda é o próprio resultado real da concentração de cloro residual de uma das galerias medido por análise química. A tabela abaixo resume a informação contida em cada coluna:

Tabela 1: Organização das colunas na planilha eletrônica referente aos dados aquisitados

Coluna	Parâmetro
1	Corrente total dos eletrolisadores
2	Posição da válvula da galeria 1
3	Posição da válvula da galeria 2
4	Posição da válvula da galeria 3
5	Posição da válvula da galeria 4
6	Posição da válvula da galeria 5
7	Posição da válvula da galeria 6
8	Comporta inserida na galeria 1
9	Comporta inserida na galeria 2
10	Comporta inserida na galeria 3
11	Comporta inserida na galeria 4
12	Comporta inserida na galeria 5
13	Comporta inserida na galeria 6
14	Temperatura da água do mar
15	Potência do Reator
16	Concentração de cloro residual nos sistemas de refrigeração de segurança 1 e 2.
17	Concentração de cloro residual nos sistemas de refrigeração de segurança 3 e 4.
18	Concentração de cloro residual no sistema de refrigeração principal 1.
19	Concentração de cloro residual no sistema de refrigeração principal 2.
20	Concentração de cloro residual no sistema de refrigeração principal 3.
21	Concentração de cloro residual no sistema de refrigeração principal 4.
22	Concentração de cloro residual no sistema de refrigeração principal 5.
23	Concentração de cloro residual no sistema de refrigeração principal 6.
24	Dado pertencente ao grupo de treinamento ou validação.

Fonte: O autor (2022)

Foi necessário adicionar a coluna número 24 para separar os dados que foram utilizados na fase de treinamento dos dados utilizados na fase de validação. A planilha eletrônica possuía ainda uma coluna referente à data que os dados da linha foram coletados, servindo para organização das informações na fase de aquisição de dados.

Esta informação é irrelevante para a rede neural e, desta forma, foi suprimida da planilha de dados utilizados para a rede neural.

Como discutido nos capítulos anteriores, os parâmetros que influenciam a concentração de cloro residual são: Corrente elétrica dos eletrolisadores, posição de abertura das válvulas de dosagem de hipoclorito de sódio, temperatura da água do mar na captação de água, potência de operação da usina, comportas inseridas nas galerias iniciais.

A influência e o pré-processamento de cada um destes parâmetros serão detalhados a seguir.

O sistema de dosagem de hipoclorito de sódio possui 4 eletrolisadores idênticos dispostos em paralelo podendo operar cada um deles com uma corrente específica ou mesmo estarem desligados, neste caso sem produzir hipoclorito de sódio. Com isso foi adquirido a corrente de cada um deles separadamente.

O parâmetro de interesse para a concentração residual de cloro é a quantidade de hipoclorito total produzida, independente da condição de operação específica de cada eletrolisador.

Como discutido no capítulo 4, a produção de hipoclorito é função direta da corrente elétrica aplicada aos eletrolisadores. Com isso foi feito um pré-processamento, ainda na planilha eletrônica em Excel, totalizando a corrente dos quatro eletrolisadores, sendo esta a informação de interesse para entrada na rede neural.

A posição de cada uma das 6 válvulas de dosagem de hipoclorito de sódio foi utilizada diretamente como dado de entrada para a rede neural. Estas válvulas possuem comando manual local por meio de volante.

O valor presente na planilha eletrônica se refere a quantidade de voltas que a válvula está aberta, sendo zero totalmente fechada e 9,5 (voltas) totalmente aberta. Valores entre zero e 9,5 representam uma posição intermediária do posicionamento da válvula e influencia diretamente no fluxo de hipoclorito destinado a uma determinada galeria de água de refrigeração.

A temperatura da água do mar na captação da usina é monitorada por dois instrumentos. Um deles localizado a 4 metros de profundidade e o outro localizado a 8 metros de profundidade. Este parâmetro também passou por um pré-processamento antes de ser utilizado na RNA, sendo utilizada a média dos dois como dados de entrada da rede neural.

A potência de operação da usina influencia diretamente a temperatura de saída dos condensadores de vapor e com isso o consumo do cloro presente na água. Foi necessário inserir este parâmetro como dado de entrada pois parte do período de aquisição dos dados a usina operou à potência de 90% da potência nominal enquanto no restante do período operou à 100% de potência nominal.

Não foram utilizados dados do período em que a usina esteve desligada para recarregamento de combustíveis. Durante este período a condição de operação do sistema de dosagem de hipoclorito de sódio é bastante distinta de quando a usina está em operação em potência uma vez que parte ou todo o sistema de água de refrigeração principal está fora de operação e parte do sistema de refrigeração de segurança também pode estar fora de serviço.

Com isso a corrente e número de eletrolisadores em operação é reduzida para evitar elevadas concentrações de cloro residual. Além disso a usina fica desligada para recarregamento menos de um décimo do tempo se comparado com o tempo em operação à potência.

Mais um motivo para não utilização dos dados com a usina desligada é que com a usina nesta condição aproveita-se para realizar diversas manutenções em sistemas que utilizam água de refrigeração e o fluxo de água de refrigeração utilizada pode ser alterado algumas vezes em menos de 24 horas.

Com isso ocorrem as respectivas alterações na configuração do sistema de dosagem de hipoclorito de sódio. Seriam necessárias aquisições de dados sempre que ocorresse alterações no sistema de dosagem de hipoclorito, possivelmente diversas vezes durante um único dia para registrar estas alterações, tornando essa monitoração inviável na prática.

Optou-se então pelo estudo das condições durante a operação à potência da usina.

Como mostrado no capítulo 2, a inserção de comportas para manutenção das galerias iniciais influencia diretamente a distribuição do fluxo de água de refrigeração. A condição de comporta inserida ou não é uma condição binária, ou seja, ou a comporta está inserida ou não. Desta forma a comporta inserida foi representada por 1 e a condição de não inserida como zero.

Como existem seis galerias, foram utilizadas seis colunas para representar a condição das comportas.

Além dos parâmetros que influenciam na concentração de cloro residual, o próprio valor de cada amostra de cloro residual foi inserido como sendo uma coluna da planilha. Com isso tem-se a condição dos parâmetros que exercem influência sobre o resultado da concentração de cloro residual e os resultados obtidos para os parâmetros em determinada configuração.

Após aquisição dos dados, tratamento inicial e modelagem de como os dados seriam utilizados foi verificado que para determinadas datas aquisitadas os dados não poderiam ser utilizados na RNA e deveriam ser excluídos (outliers).

Estes dados eram referentes a períodos em que o sistema de dosagem de hipoclorito de sódio esteve fora de operação (desligado para realização de manutenções), períodos onde a usina esteve desligada (conforme razões explicadas anteriormente) e quando havia dados inconsistentes ou duvidosos (por exemplo informações conflitantes ou falta de informação de um ou mais parâmetros).

Apesar dos dados terem sido coletados diariamente de 01 de janeiro de 2021 até 31 de outubro de 2021, ou seja, um intervalo de 303 dias, foi necessário excluir as condições citadas no parágrafo anterior. Com isso apenas em 211 dias os dados estavam em perfeita condição para serem utilizados na RNA.

Após a etapa de treinamento da RNA, é preciso testar seu desempenho com dados onde a rede neural não foi treinada. Este processo é conhecido como validação.

Foram separados os dados onde a RNA seria treinada (dados de treinamento) dos dados que seriam utilizados para validação (dados de validação) numa proporção de quatorze para um, ou seja, a cada 15 dados, 14 foram utilizados para treinamento da RNA e 1 foi utilizado para validação dos resultados da RNA.

Os dados de treinamento foram formados por um total de 198 conjuntos de dados e os dados de validação foram formados por um total de 13 conjuntos de dados. Com isso foi possível verificar se a RNA mantinha sua capacidade de generalizar ou se estava ocorrendo overfitting.

#### 4.4 ARQUITETURA UTILIZADA NA REDE NEURAL

Atualmente, conforme descrito no capítulo 3, os ajustes são feitos baseados na experiência das pessoas diretamente envolvidas no processo, através de modificações norteadas pelas análises dos resultados da concentração de cloro residual, sem uma ferramenta computacional para auxiliar na decisão de como alterar os parâmetros de entrada a fim de otimizar os resultados na saída. Essa abordagem fez-se necessária devido ao tempo de processamento necessário para o treinamento das redes neurais.

A arquitetura de rede neural utilizada na pesquisa desta dissertação utilizou o processo de alimentação direta (feedforward), o qual diferente das redes neurais recorrentes, a comunicação entre os nós (neurônios) não forma um ciclo.

A rede neural foi desenvolvida em Python, uma linguagem de programação de alto nível caracterizada pelas bibliotecas destinadas a ciência de dados, aprendizado de máquina, inteligência artificial etc. Além disso não é necessária a aquisição de softwares nem licenças para utilização desta linguagem de programação.

Foi utilizado o Google Colaboratory (ou simplesmente Colab), uma plataforma online para criação, edição e execução de programas criados em diversas linguagens de programação, entre elas Python. Permite ainda o compartilhamento do trabalho em desenvolvimento e utilização de processamento virtual.

Após a aquisição dos dados e pré-processamento dos mesmos conforme descrito no item 4.3, os dados foram importados para o ambiente Colab para serem utilizados na rede neural.

Os dados foram separados em dados de treinamento e dados de validação, sendo que a cada 15, 14 foram destinados ao treinamento da rede neural e 1 separado para validação dos resultados, resultando em 198 conjuntos de dados (padrões) para treinamento e 13 de validação.

A RNA desenvolvida além de prover resultados satisfatórios deveria ter seu tempo para execução compatível com sua aplicação, ou seja, como as análises da concentração de cloro residual são feitas uma vez por dia no período da manhã e os ajustes, se necessários, devem ser realizados no mesmo dia, de nada adiantaria uma RNA que possuísse um tempo de execução de mais 8 horas, pois neste caso os resultados sairiam apenas após o horário de trabalho normal ter se encerrado.

A arquitetura da RNA foi desenvolvida e evoluiu durante o projeto de dissertação de mestrado. Inicialmente foi proposta uma rede neural mais simples, com duas camadas, sendo a primeira delas a interface com os dados de entrada e a segunda responsável por fornecer o resultado de saída. A fim de possibilitar um melhor entendimento, esta rede neural será chamada de Rede Neural Inicial.

A camada de entrada possui 50 neurônios e a de saída apenas um, o qual informa o resultado.

A função de ativação que mostrou os melhores resultados para a Rede Neural Inicial foi a função ReLu. Ainda como parâmetros desta RNA foi utilizado como critério para melhoria (custo) o erro médio quadrático — Mean Square Error (MSE) — e como otimizador foi utilizado o algoritmo Adam.

Foram feitos diversos testes com relação ao número de épocas utilizados para esta rede neural e verificado que os resultados não apresentavam melhora a partir de mil épocas.

Os resultados obtidos pela Rede Neural Inicial foram considerados não satisfatórios. A ocorrência de overfitting aos dados de treinamento comprometia os resultados apresentados quando a RNA era utilizada com os dados de validação e

demonstrava que eram necessárias melhorias na rede neural para que ela fosse capaz de lidar com o grau de complexidade que o problema apresentava.

Os melhores resultados obtidos utilizando a Rede Neural Inicial são mostrados no Capítulo 5.

A partir da Rede Neural Inicial foram feitas alterações em sua arquitetura e a cada modificação feita, testes eram executados para avaliação de sua performance. Caso os resultados apresentassem melhora, as modificações eram incorporadas. Caso contrário eram descartadas.

As principais modificações realizadas e incorporadas à RNA foram: o aumento do número de neurônios por camada, aumento da quantidade de camadas, aumento da quantidade de épocas, variação do tamanho dos pacotes de dados a serem processados por vez, inclusão de camadas de dropout para evitar a ocorrência de overfitting.

Também foram realizados testes com a função de ativação Sigmoide, porém esta função de ativação não apresentou melhora nos resultados quando comparada à função ReLu.

Foram testados como otimizadores os algoritmos Stochastic Gradient Descend (SGD) e Adadelta. Estes otimizadores também não apresentaram ganho de performance quando comparados ao Adam e com isso foram descartados.

A arquitetura da RNA que apresentou os melhores resultados será chamada de Rede Neural Final, a qual possui as seguintes características principais: Sete camadas de neurônios, sendo uma delas de entrada, uma de saída e cinco ocultas. A primeira, terceira e quinta camada possuem 600 neurônios cada e utilizam a ReLu como função de ativação. A segunda, a quarta e a sexta camada são camadas de Dropout, cujo objetivo é minimizar a ocorrência de overfitting. A camada de saída possui um único neurônio cujo resultado é a concentração de cloro residual predita.

A Figura 19, abaixo, representa graficamente a arquitetura da Rede Neural Final descrita no parágrafo anterior. Nesta figura os neurônios eliminados nas camadas de dropout são representados na cor cinza, não transmitindo sua informação à camada de neurônios seguinte.

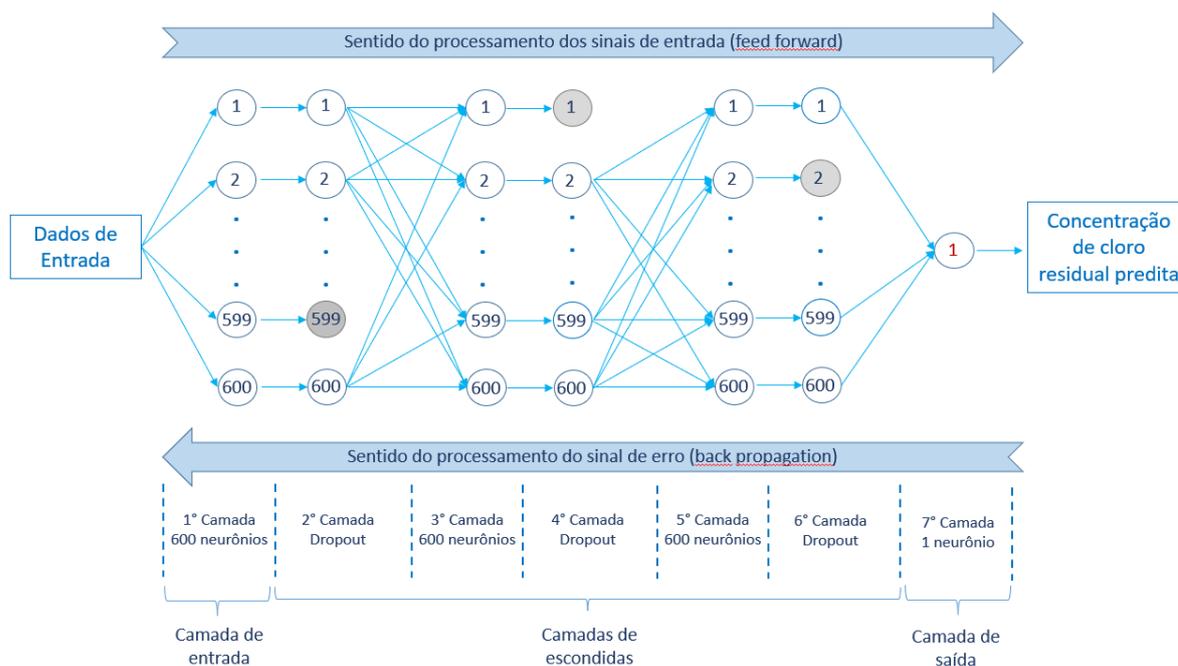


Figura 19: Arquitetura da Rede Neural Final  
 Fonte: O autor (2022)

A compilação da RNA foi realizada utilizando como função de custo o MSE e como otimizador foi utilizada a função Adam. Conforme descrito em Ruder (2017), a função Adam utiliza a técnica do Gradiente descendente otimizada com o método momentum e RMSprop proposto por Geoffrey Hinton.

Para seleccionar a quantidade de épocas que a rede neural iria utilizar, ou seja, a quantidade de vezes que os dados de entrada passariam pela rede para ajuste dos parâmetros da mesma (pesos, vieses etc) foi levado em consideração o tempo total de processamento da rede e os resultados obtidos pela mesma.

Após diversos experimentos, foi verificado que a quantidade de 8000 épocas era suficiente para atingir resultados satisfatórios e o tempo para seu processamento, no ambiente virtual COLAB, era de aproximadamente 30 minutos, sendo este também satisfatório pois conforme já mencionado as análises de cloro residual são realizadas apenas uma vez por dia, bem como os ajustes se estes forem necessários.

Outro cuidado observado com relação a quantidade de épocas utilizada foi a manutenção da característica de generalização da rede. A RNA deve ser capaz de apresentar resultados satisfatórios não apenas para os dados utilizados em seu

treinamento, mas também para os dados de validação mantendo sua característica de generalização. Em outras palavras não pode ocorrer um ajuste extremo aos dados de treinamento (overfitting).

Os resultados obtidos são discutidos no capítulo 5 desta dissertação.

## 5 RESULTADOS E ANÁLISES

### 5.1 RESULTADOS OBTIDOS

Nesta seção são apresentados os resultados obtidos para a predição da concentração de cloro residual utilizando a Rede Neural Inicial e utilizando a Rede Neural Final.

Foram utilizados como indicadores de performance das redes neurais o erro absoluto médio — Mean Absolute Error (MAE) —, o MSE e do coeficiente de correlação (R-quadrado ou  $r^2$  ou ainda R2). Estes indicadores foram utilizados tanto para os dados de treinamento como para os dados de validação.

Além dos indicadores acima mencionados, o tempo de execução da rede neural é um fator limitante pois, conforme já citado no Capítulo 4, as medições da concentração de cloro residual são realizadas às 9 horas da manhã e os ajustes, se necessários, são feitos no mesmo dia, no período do horário comercial (até as 17 horas).

A Rede Neural Inicial apresentou um tempo médio de execução de aproximadamente 10 minutos e os melhores resultados obtidos com a arquitetura da Rede Neural Inicial são mostrados a seguir, na Tabela 2:

Tabela 2: Resumo dos resultados obtidos utilizando a Rede Neural Inicial

		Galerias							
		Refrigeração Principal						Refrigeração de Segurança	
		10	20	30	40	50	60	10-20	30-40
Dados de Treinamento	MAE	0,06056	0,04768	0,03922	0,04094	0,03981	0,05201	0,08146	0,04560
	MSE	0,00713	0,00464	0,00334	0,00282	0,00292	0,00560	0,01038	0,00391
	R2	0,85858	0,81695	0,82799	0,67486	0,70286	0,83045	0,55217	0,88178
Dados de Validação	MAE	0,07824	0,04776	0,04702	0,03333	0,04395	0,04886	0,06544	0,03055
	MSE	0,01851	0,00448	0,00305	0,00239	0,00419	0,00376	0,00678	0,00123
	R2	0,51452	0,83266	0,88613	0,75094	0,72853	0,87503	0,88791	0,95869

Fonte: O autor (2022)

A partir da tabela acima verifica-se que o coeficiente de correlação (R2) médio das oito galerias para os dados de treinamento é de 0,77 e para os dados de validação de 0,80.

Os resultados obtidos com a Rede Neural Inicial mostraram que era necessário aprimorar sua arquitetura. Com isso foram realizadas diversas alterações na RNA conforme mencionado no Capítulo 4, chegando-se à arquitetura e configuração da Rede Neural Final.

A arquitetura e configuração da Rede Neural Final foram descritas no Capítulo 4. Os resultados obtidos utilizando esta RNA são apresentados de forma resumida na Tabela 3, abaixo.

Tabela 3: Resumo dos resultados obtidos utilizando a Rede Neural Final

		Galerias							
		Refrigeração Principal						Refrigeração de Segurança	
		10	20	30	40	50	60	10-20	30-40
Dados de Treinamento	MAE	0,03800	0,02410	0,02117	0,02246	0,01797	0,04124	0,04217	0,03739
	MSE	0,00323	0,00149	0,00116	0,00129	0,00083	0,00411	0,00385	0,00264
	R2	0,93582	0,94127	0,94007	0,85138	0,91590	0,87550	0,83402	0,92011
Dados de Validação	MAE	0,02794	0,03371	0,02712	0,01814	0,03338	0,04178	0,06964	0,02100
	MSE	0,00133	0,00146	0,00121	0,00063	0,00177	0,00256	0,00627	0,00063
	R2	0,96511	0,94530	0,95486	0,93388	0,88555	0,91471	0,89631	0,97866

Fonte: O autor (2022)

A partir da tabela acima verifica-se que o coeficiente de determinação (R2) médio das oito galerias para os dados de treinamento é de 0,902 e para os dados de validação de 0,934, consideravelmente superiores quando comparados aos resultados obtidos pela Rede Neural Inicial.

O tempo para execução da Rede Neural Final na plataforma Colab é de aproximadamente 30 minutos.

Os gráficos a seguir mostram os valores reais (em azul) e os valores preditos (em vermelho) pela Rede Neural Final para a concentração de cloro residual do conjunto de dados de validação para as oito galerias de Água de Refrigeração.

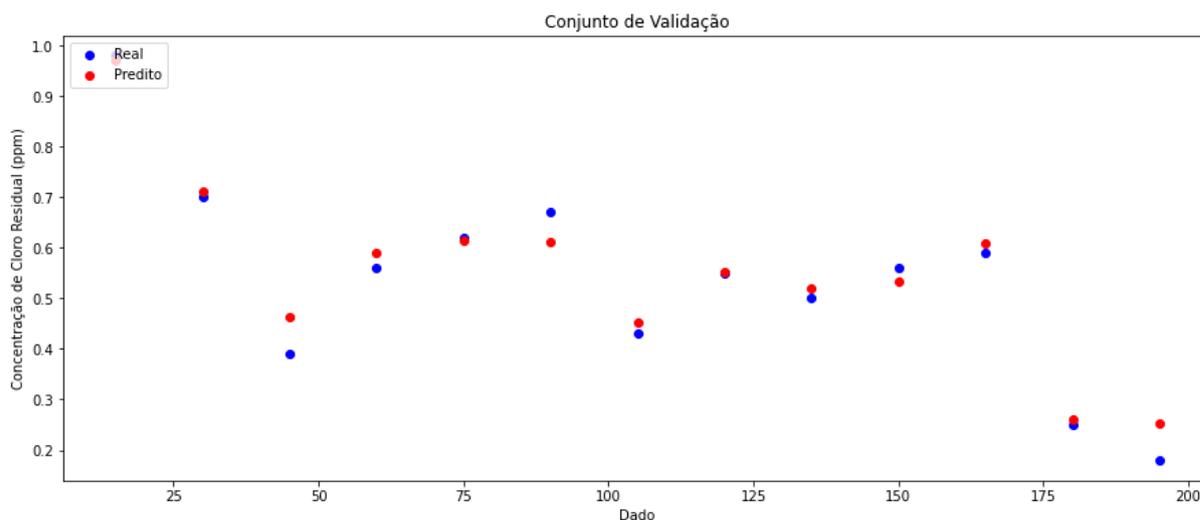


Figura 20: Valores reais e preditos pela Rede Neural Final para a concentração de cloro residual da galeria de Água de Refrigeração Principal 10  
Fonte: O autor (2022)

A Figura 20 mostra os dados reais (em azul) e os valores preditos pela Rede Neural Final para a concentração de cloro residual da galeria de água de refrigeração principal da galeria 10 utilizando os dados de validação.

Os resultados obtidos foram um coeficiente de correlação ( $r^2$ ) de 0,96511, erro médio absoluto (MAE) de 0,02794 e erro médio quadrático (MSE) de 0,00133.

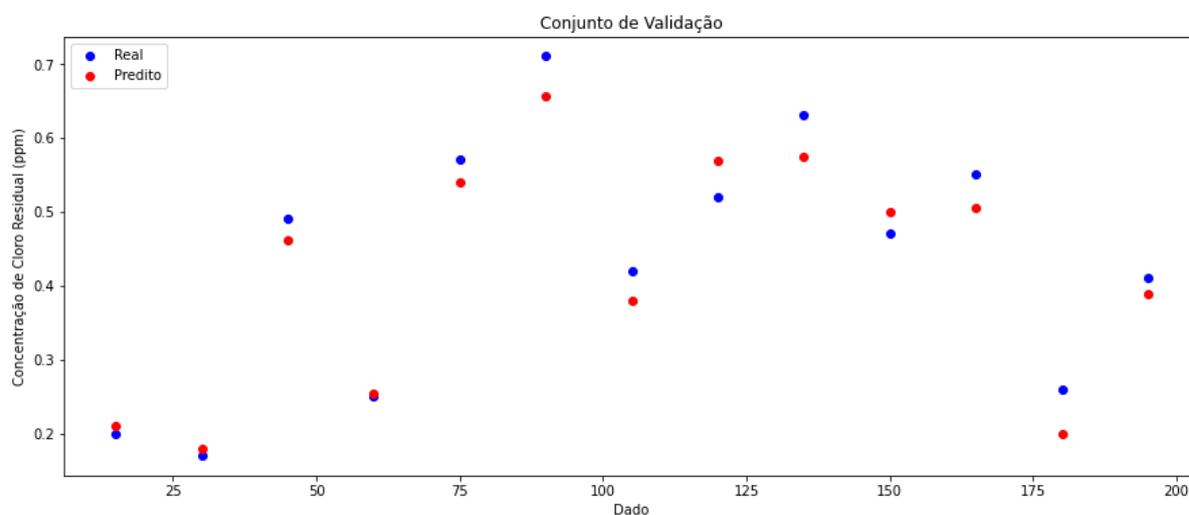


Figura 201: Valores reais e preditos pela Rede Neural Final para a concentração de cloro residual da galeria de Água de Refrigeração Principal 20

Fonte: O autor (2022)

A Figura 21 mostra os dados reais (em azul) e os valores preditos pela Rede Neural Final para a concentração de cloro residual da galeria de água de refrigeração principal da galeria 20 utilizando os dados de validação.

Os resultados obtidos foram um coeficiente de correlação ( $r^2$ ) de 0,94530, erro médio absoluto (MAE) de 0,03371 e erro médio quadrático (MSE) de 0,00146.

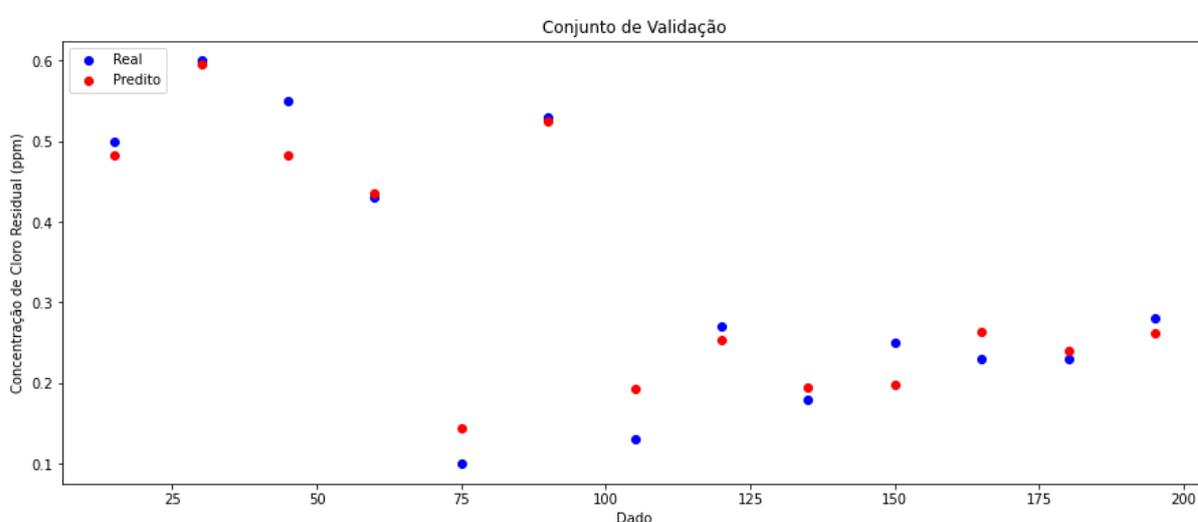


Figura 22: Valores reais e preditos pela Rede Neural Final para a concentração de cloro residual da galeria de Água de Refrigeração Principal 30  
Fonte: O autor (2022)

A Figura 22 mostra os dados reais (em azul) e os valores preditos pela Rede Neural Final para a concentração de cloro residual da galeria de água de refrigeração principal da galeria 30 utilizando os dados de validação.

Os resultados obtidos foram um coeficiente de correlação ( $r^2$ ) de 0,95486, erro médio absoluto (MAE) de 0,02712 e erro médio quadrático (MSE) de 0,00121.

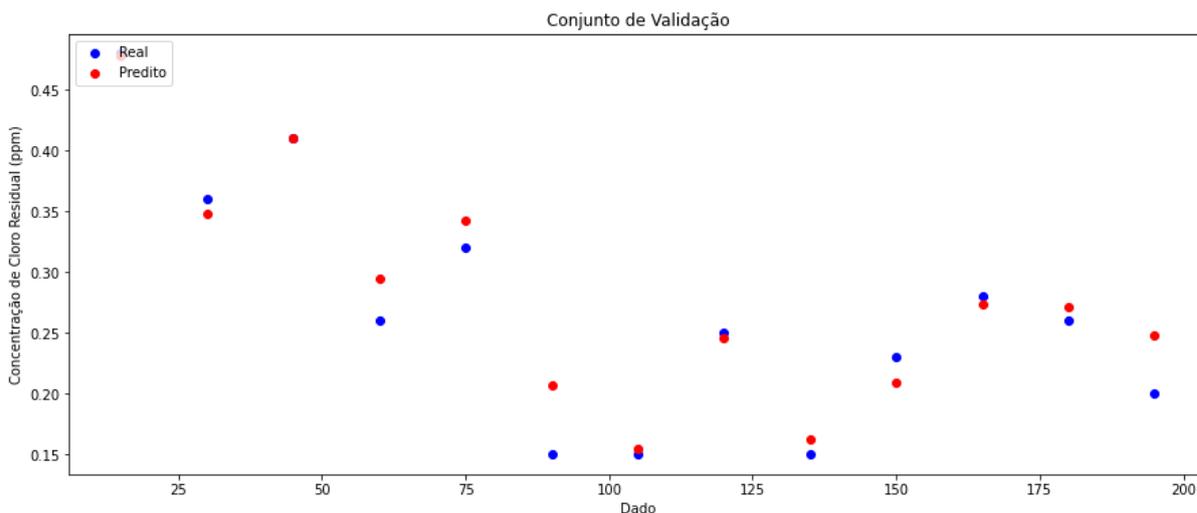


Figura 23: Valores reais e preditos pela Rede Neural Final para a concentração de cloro residual da galeria de Água de Refrigeração Principal 40  
Fonte: O autor (2022)

A Figura 23 mostra os dados reais (em azul) e os valores preditos pela Rede Neural Final para a concentração de cloro residual da galeria de água de refrigeração principal da galeria 40 utilizando os dados de validação.

Os resultados obtidos foram um coeficiente de correlação ( $r^2$ ) de 0,93388, erro médio absoluto (MAE) de 0,01814 e erro médio quadrático (MSE) de 0,00063.

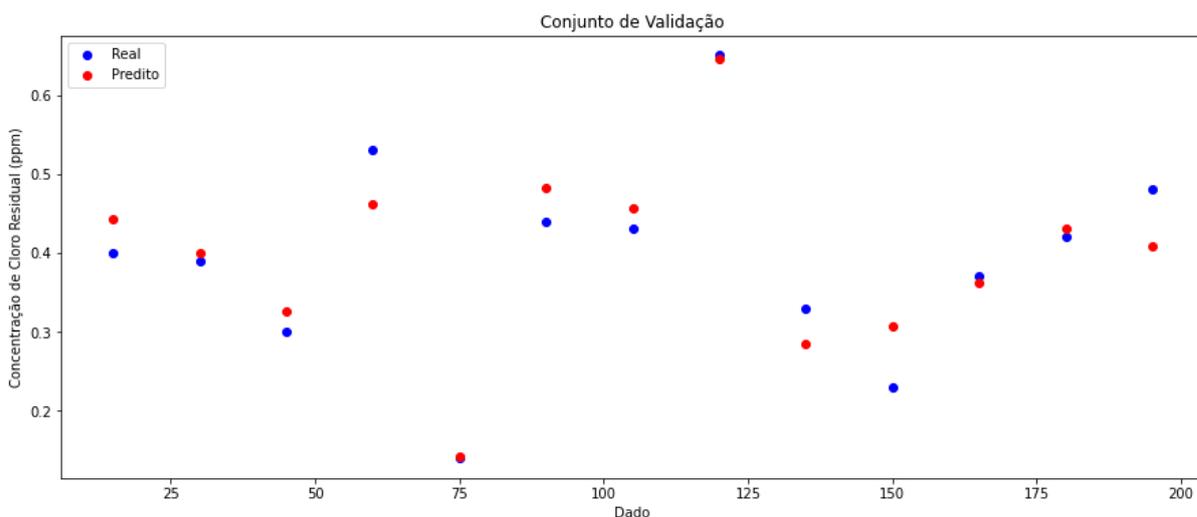


Figura 24: Valores reais e preditos pela Rede Neural Final para a concentração de cloro residual da galeria de Água de Refrigeração Principal 50  
Fonte: O autor (2022)

A Figura 24 mostra os dados reais (em azul) e os valores preditos pela Rede Neural Final para a concentração de cloro residual da galeria de água de refrigeração principal da galeria 50 utilizando os dados de validação.

Os resultados obtidos foram um coeficiente de correlação ( $r^2$ ) de 0,88555, erro médio absoluto (MAE) de 0,03338 e erro médio quadrático (MSE) de 0,00177.

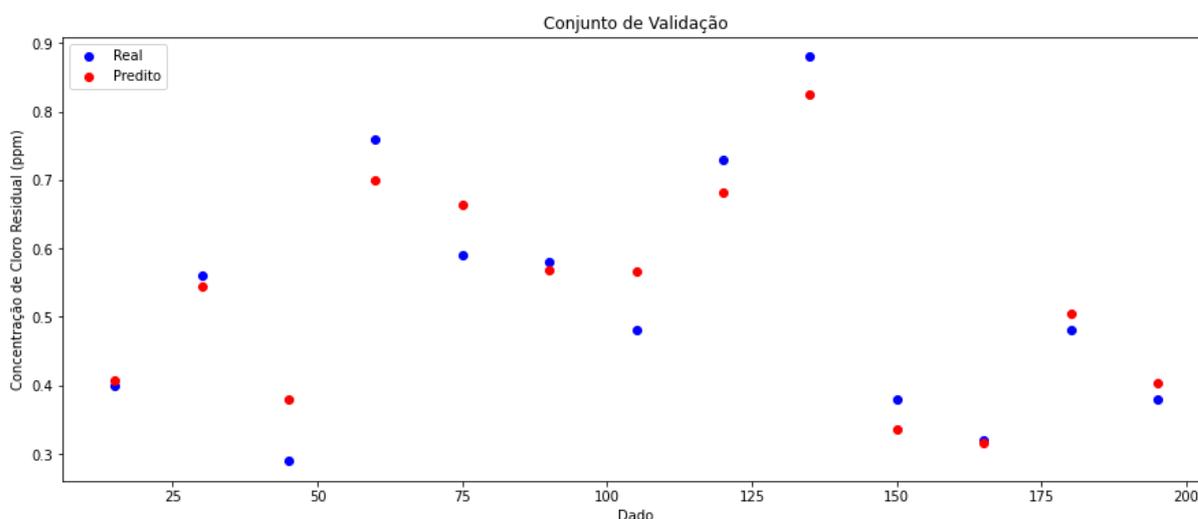


Figura 25: Valores reais e preditos pela Rede Neural Final para a concentração de cloro residual da galeria de Água de Refrigeração Principal 60  
Fonte: O autor (2022)

A Figura 25 mostra os dados reais (em azul) e os valores preditos pela Rede Neural Final para a concentração de cloro residual da galeria de água de refrigeração principal da galeria 60 utilizando os dados de validação.

Os resultados obtidos foram um coeficiente de correlação ( $r^2$ ) de 0,91471, erro médio absoluto (MAE) de 0,04178 e erro médio quadrático (MSE) de 0,00256.

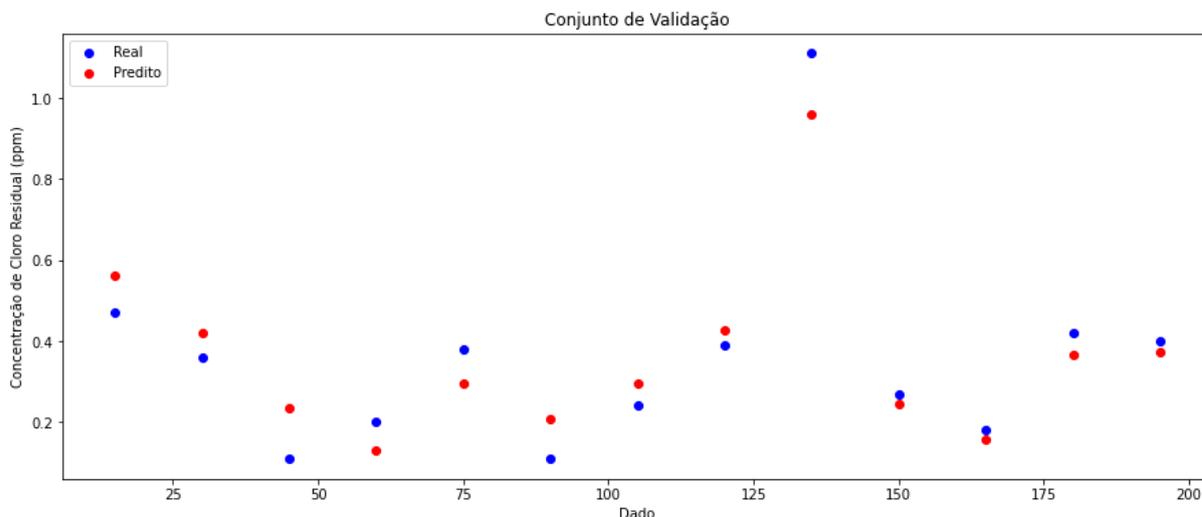


Figura 26: Valores reais e preditos pela Rede Neural Final para a concentração de cloro residual da galeria de Água de Refrigeração de Segurança 10-20  
Fonte: O autor (2022)

A Figura 26 mostra os dados reais (em azul) e os valores preditos pela Rede Neural Final para a concentração de cloro residual da galeria de água de refrigeração de segurança das galerias 10-20 utilizando os dados de validação.

Os resultados obtidos foram um coeficiente de correlação ( $r^2$ ) de 0,89631, erro médio absoluto (MAE) de 0,06964 e erro médio quadrático (MSE) de 0,00627.

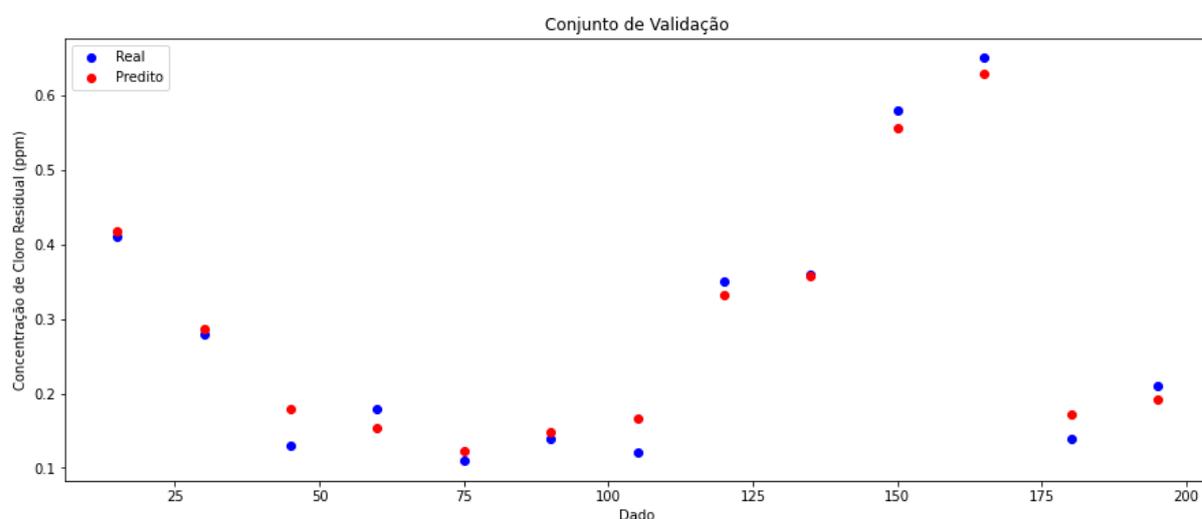


Figura 217: Valores reais e preditos pela Rede Neural Final para a concentração de cloro residual da galeria de Água de Refrigeração de Segurança 30-40  
Fonte: O autor (2022)

A Figura 27 mostra os dados reais (em azul) e os valores preditos pela Rede Neural Final para a concentração de cloro residual da galeria de água de refrigeração de segurança das galerias 30-40 utilizando os dados de validação.

Os resultados obtidos foram um coeficiente de correlação ( $r^2$ ) de 0,97866, erro médio absoluto (MAE) de 0,02100 e erro médio quadrático (MSE) de 0,00063.

A galeria de refrigeração principal 40 e a galeria de refrigeração de segurança 10-20 apresentaram um coeficiente de correlação mais baixo quando comparadas às demais galerias, tanto na Rede Neural Inicial quanto na Rede Neural Final, indicando uma provável característica desfavorável dos dados das mesmas.

## 5.2 CONCLUSÕES

Os resultados obtidos (item 5.1) mostram que redes neurais artificiais podem ser utilizadas de forma satisfatória como ferramenta computacional para predição da concentração de cloro residual.

Esta ferramenta pode ser utilizada para realização de ajustes dos parâmetros do sistema de dosagem de hipoclorito de sódio e, com isso, proteger os equipamentos de deterioração consequente da fixação de organismos marinhos em suas superfícies e estruturas internas.

O problema, no entanto, se mostrou complexo para uma rede neural simples (Rede Neural Inicial) e para obter resultados satisfatórios foi necessário realizar aprimoramentos nesta rede neural, tornando-a uma rede neural profunda, com uma maior quantidade de camadas ocultas e utilização de camadas de dropout para conter o overfitting aos dados de treinamento (Rede Neural Final).

A quantidade reduzida de conjuntos de dados disponíveis para treinamento (198 conjuntos de dados) e para validação dos resultados (13 conjuntos de dados) reforça os bons resultados obtidos pela Rede Neural Final a qual apresentou um coeficiente de correlação ( $r^2$ ) médio de 0,934 um MAE de 0,034 e um MSE de 0,002.

Estes resultados mostram que a modelagem da Rede Neural Final prediz satisfatoriamente a concentração de cloro residual das galerias e pode ser utilizada para tal fim.

Com a continuidade de aquisição de dados, a rede neural ficará mais robusta e seus resultados poderão ficar melhores, refletidos no aumento dos valores do coeficiente de correlação ( $r^2$ ) e redução dos erros.

O tempo necessário para a execução do programa com os ajustes utilizados na obtenção dos resultados apresentados é de aproximadamente 30 minutos no ambiente virtual Google Colaboratory (Colab).

Este tempo de execução se mostra satisfatório tendo em vista que as amostras para verificação do cloro residual são realizadas uma vez por dia às 9 horas da manhã e os possíveis ajustes dos parâmetros do sistema também são realizados apenas uma vez por dia, se necessários. Além disso, o avanço da informática com aumento da velocidade de processamento de dados fará com que este tempo de execução seja reduzido no futuro.

A Rede Neural Final se mostra especialmente útil quando ocorrem grandes alterações dos parâmetros que influenciam a concentração de cloro residual como alteração de posição de comportas, reduções abruptas da temperatura da água do mar (chegada de frente frias por exemplo).

Por fim, não há necessidade de investimento para aquisição de equipamentos nem de licença de softwares, uma vez que a RNA foi desenvolvida no ambiente gratuito Colab, podendo ser implementada de imediato.

### 5.3 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

O objetivo desta dissertação de mestrado foi desenvolver uma ferramenta computacional que conseguisse modelar o sistema de dosagem de hipoclorito de sódio e as influências sobre a concentração de cloro residual que fosse capaz de

predizer a concentração de cloro residual nos sistemas de refrigeração principal e de segurança.

Uma vez que a concentração residual de cloro pode ser predita, ajustes dos parâmetros do processo podem ser feitos para que a concentração residual de cloro seja otimizada para um valor alvo em todas as galerias.

Estabelecendo um valor ótimo de cloro residual, como por exemplo 0,2 ppm, ajustes poderão ser feitos tal que a corrente de operação dos eletrolisadores seja mínima. Isso proporciona um aumento da vida útil dos retificadores, dos eletrolisadores e um menor consumo de energia elétrica para a operação do sistema.

Outro ponto a ser desenvolvido é uma interface homem-máquina amigável e intuitiva que possibilite a utilização da RNA por usuários com conhecimentos básicos de informática para possibilitar:

- A inserção diária de novos dados, com isso, elevar a experiência da rede neural;
- Inserção dos dados atuais do processo e, com isso, obter como resposta a concentração residual de cloro prevista ou a configuração das válvulas e corrente elétrica dos eletrolisadores para operação otimizada do processo.

## REFERÊNCIAS

ACKLEY, D. H.; HINTON, G. E.; SEJNOWSKI, T. J. A learning algorithm for Boltzmann machines. **Cognitive Science**, [s. l.], v. 9, p. 147-169, 1985. Disponível em: <https://www.cs.toronto.edu/~hinton/absps/cogscibm.pdf>. Acesso em: 02 jun. 2021.

AMIDI, A.; AMIDI, S. CS 229 – Aprendizado de máquina. **Shervine Amidi**, 13 out. 2018. Disponível em: <https://stanford.edu/~shervine/l/pt/teaching/cs-229/>. Acesso em: 02 abr. 2022.

AWANG, M. Z. Growing challenges of heat exchanger's operation and maintenance in LNG plants. *In: WORLD GAS CONFERENCE, 24.*, 2009, Buenos Aires. **Proceedings [...]**. Buenos Aires: IGU, 2009. Disponível em: <http://members.igu.org/html/wgc2009/papers/docs/wgcFinal00455.pdf>. Acesso em: 14 ago. 2021.

AYRES, G. The approach associated with the continued operation of the Calder Hall and Chapelcross nuclear power stations to 50 years. *In: CANADIAN NUCLEAR PROCEEDINGS, 36.*, 1996, Toronto. **Proceedings [...]**. Toronto: CNA, 1996. Disponível em: [https://inis.iaea.org/collection/NCLCollectionStore/\\_Public/29/023/29023390.pdf](https://inis.iaea.org/collection/NCLCollectionStore/_Public/29/023/29023390.pdf). Acesso em: 20 mar. 2021.

BOTT, T. R. **Fouling of heat exchangers**. [S. l.]: Elsevier, 1995.

CHAGAS, E. T. de O. Deep Learning e suas aplicações na atualidade. **Revista Científica Multidisciplinar Núcleo do Conhecimento**, [s. l.], v. 4, ano 4, n.5, p. 05-26, 2019. Disponível em: <https://www.nucleodoconhecimento.com.br/administracao/deep-learning>. Acesso em: 25 mar. 2022.

CHENG, B.; TITTERINGTON, D. M. Neural Networks: A review from a statistical perspective. **Statist. Sci.** [s. l.], v. 9, n. 1, p. 2-30, 1994. Disponível em: <https://projecteuclid.org/journals/statistical-science/volume-9/issue-1/Neural-Networks-A-Review-from-a-Statistical-Perspective/10.1214/ss/1177010638.full>. Acesso em: 15 maio 2021.

DATA SCIENCE ACADEMY. **Deep Learning Book**. [S. l.]: Data Science Academy, c2021. Disponível em: <http://www.deeplearningbook.com.br>. Acesso em 20 de set. de 2021.

DREYFUS, S. E. Artificial neural networks, back propagation and the Kelley-Bryson gradient procedure. **Journal of Guidance and Dynamics**, [s. l.], v. 13, n. 5, p. 926-928, 1990. Disponível em: <https://arc.aiaa.org/doi/10.2514/3.56526>. Acesso em: 15 mar. 2022.

EMERSON. **Control valve handbook**. 4 ed. [S. l.]: Fisher, 2005.

FLOW Coefficient, Opening and Closure Curves of Butterfly Valves. **MyDatabook**. c2022. Disponível em: <https://www.mydatabook.org/fluid-mechanics/flow-coefficient-opening-and-closure-curves-of-butterfly-valves/>. Acesso em: 18 mar. 2022.

- FRUZZETTI, K. **Pressurized water reactor secondary water chemistry guidelines**. 7 ed. [S. l.]: EPRI, 2009.
- FURTADO, M. I. V. **Redes neurais artificiais**: uma abordagem para a sala de aula. [S. l.]: Atena Editora, 2019.
- GENTIL, V. **Corrosão**. 3 ed. [S. l.]: Livros técnicos e Científicos Editora S.A., 1996.
- GOODMAN, P. D. Effect of chlorination on materials for sea water cooling system: a review of chemical reactions. **British Corrosion Journal**, [s. l.], v. 22, n. 1, p. 56-62, 1987. Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1179/000705987798271785>. Acesso em: 26 fev. 2022.
- GURNEY, K. **An introduction to neural networks**. [S. l.]: UCL Press, 2004.
- HACH. POCKET Colorimeter II Colorimeter for Chlorine analysis. **Hach**, c2022. Disponível em: <https://pt.hach.com/pocket-colorimeter-ii-colorimeter-for-chlorine-analysis/product?id=26374398646>. Acesso em: 13 set. 2022.
- HAYKIN, S. **Neural networks and learning machines**. 3 ed. [S. l.]: Person Prentice Hall, 2008.
- HEBB, D. O. **The organization of behavior**: a neuro psychological theory. [S. l.]: John Wiley & Sons, 1949.
- HEWITT, P. G. **Física conceitual**. 12 ed. [S. l.]: Bookman, 2015.
- IAEA. **Nuclear Power Reactors in the World**. [S. l.]: IAEA, 2019.
- IVAKHNENKO, A. G.; LAPA, V. G. **Cybernetics and Forecasting Techniques**. Modern Analytic and Computational Methods in Science and Mathematics. 8 ed. [S. l.]: American Elsevier, 1967.
- JENNER, H. A. *et al.* Cooling water management in European power stations Biology and control fouling, **Hydroécologie Appliquée**, Paris, v. 1-2, n. 1, p.1-228, 1998. Disponível em: <https://www.hydroecologie.org/articles/hydro/pdf/1998/01/hydro98101F.pdf>. Acesso em: 02 fev. 2022.
- KNEENS, D. Case for seawater cooling. **ICHEME Symposium Series**, [s. l.], n. 52, p. 31-38, 1977.
- KOK, K. D. (ed.). **Nuclear Engineering handbook**. [S. l.]: Taylor & Francis Group, 2009.
- LINNAINMAA, S. **The representation of the cumulative rounding error of an algorithm as a Taylor expansion of the local rounding errors**. 1970. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação), Universidade de Helsinki, 1970.
- MACDONALD, I. *et al.* Industrial cooling seawater antifouling optimization through the adoption of pulse-chlorination. *In*: INTERNATIONAL COOLING SEAWATER SPECIALISTS AND OPERATORS CONFERENCE, Doha, 2006. **Proceedings [...]**. Doha: [s. n.], 2006.

MAREN, A. J.; HARSTON, C. T.; PAP, R. M. **Handbook of neural computing applications**. [S. l.]: Academic Press, 1990.

MCCULLOCH, W. S.; PITTS, W. H. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. **Bulletin of Mathematical Biophysics**, [s. l.], v. 5, p. 115-133, 1943. Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1007/BF02478259>. Acesso em: 14 ago. 2021.

MICHEL, R. Fifty Years Ago in December: Atomic Reactor EBR-I Produced First Electricity, **Nuclear News**, [s. l.], v. 44, n. 12, p. 28-29, 2001. Disponível em: <https://www.ne.anl.gov/About/reactors/ebr1/2001-11-2.pdf>. Acesso em: 14 mar. 2021.

MINSKY, M. L.; PAPER, S. A. **Perceptrons**: an introduction to computational geometry. Cambridge: M.I.T. Press, 1988.

MISSIMER, T. M.; MALIVA, R. G. Environmental issues in seawater reverse osmosis desalination: Intakes and outfalls. **Desalination**, [s. l.], v. 434, n. 15, p. 198-215, 2018. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0011916417307750>. Acesso em: 30 jan. 2022.

MORAN, M. J.; SHAPIRO, H. N. **Fundamentals of engineering thermodynamics**: SI version. 5th ed. [S. l.]: John Wiley & Sons, 2006.

PUGH, S. J.; HEWITT, G. F.; MÜLLER-STEINHAGEN, H. Fouling during the use of seawater as coolant – the development of a ‘User Guide’. In: ENGINEERING CONFERENCES INTERNATIONAL, 2003, Santa Fé. **Proceedings [...]**. Santa Fé: ECI Digital Archives, 2003. Disponível em: [https://www.researchgate.net/publication/224797578\\_Fouling\\_during\\_the\\_Use\\_of\\_Seawater\\_as\\_Coolant-The\\_Development\\_of\\_a\\_User\\_Guide](https://www.researchgate.net/publication/224797578_Fouling_during_the_Use_of_Seawater_as_Coolant-The_Development_of_a_User_Guide). Acesso em: 21 jun. 2021.

ROSENBLATT, F. **Principles of Neurodynamics**. Washington, DC: Spartan Books, 1962.

ROSENBLATT, F. **The perceptron**, a perceiving and recognizing automation. New York: Cornell Aeronautical Laboratory, 1957. Disponível em: <https://blogs.umass.edu/brain-wars/files/2016/03/rosenblatt-1957.pdf>. Acesso em: 20 jun. 2021.

ROSENBLATT, F. The Perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. **Psychological Review**, [s. l.], v. 65, p. 386–408, 1958. Disponível em: <https://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.335.3398&rep=rep1&type=pdf>. Acesso em: 17 jun. 2021.

ROSTRON, R.; ROSTRON, P. Biofouling of seawater intake grilles – causes and mitigation strategies. **International Journal of Advanced Research**, [s. l.], v. 3, n. 9, p. 1399-1407, 2015. Disponível em: [http://www.journalijar.com/uploads/656\\_IJAR-7239.pdf](http://www.journalijar.com/uploads/656_IJAR-7239.pdf). Acesso em: 24 nov. 2021.

RUDER, S. An overview of gradient descent optimization algorithms. **arXiv**, [s. l.], p. 1-14, 2017. Disponível em: <https://arxiv.org/pdf/1609.04747.pdf>. Acesso em: 25 jul. 2022.

RUMELHART, D. E.; HINTON, G. E.; WILLIAMS, R. J. Learning representations by back-propagating errors. **Nature**, [s. l.], v. 323, n. 6068, p. 533-536, 1986. Disponível em: <https://www.nature.com/articles/323533a0>. Acesso em: 15 maio 2021.

RUSSELL, S. J.; NORVIG, P. **Artificial intelligence: a modern approach**. 4 ed. [S. l.]: Pearson Education, 2021.

SAKAGUCHI, I. An overview of the antifouling technologies in power plant cooling water systems. **Sessile organisms**, [s. l.], v. 20, n. 1, p. 15-19, 2003.

SAMUEL, A. L. Some studies in machine learning using the game of checkers. **IBM Journal of Research and Development**, [s. l.], v. 3, n. 3, p. 210-229, 1959. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=5392560>. Acesso em: 15 mar. 2022.

SATPATHY, K. K. *et al.* Biofouling and its control in seawater cooled power plant cooling water system – a review. *In*: TSVETKOV, P. V. **Nuclear Power**. London: IntechOpen, 2010. p. 191-242. Disponível em: <https://www.intechopen.com/chapters/11572>. Acesso em: 26 fev. 2022.

SKOUSEN, P. L. **Valve Handbook**. [S. l.]: McGraw-Hill, 1997.

SUSSILIO, D.; ABBOTT, L. F. Random Walk initialization for training very deep feedforward networks. **arXiv**, [s. l.], p. 1-12, 2015. Disponível em: <https://arxiv.org/pdf/1412.6558.pdf>. Acesso em: 03 abr. 2022.

TURING, A. M. Computing Machinery and Intelligence. **Mind**, [s. l.], v. LIX, n. 236, p. 433-460, 1950. Disponível em: <https://academic.oup.com/mind/article/LIX/236/433/986238>. Acesso em: 15 maio 2021.

UFRGS. Salinidade do Ambiente Marinho. UFRGS, 2008. Disponível em: <http://mdmat.mat.ufrgs.br/acqua/Textos/concentracao.htm>. Acesso em: 15 nov. 2021.

VIEIRA, P.; COELHO, S. T.; LOUREIRO, D. Accounting for the influence of initial chlorine concentration, TOC, iron and temperature when modeling chlorine decay in water supply. **Journal of Water Supply**, [s. l.], v. 53, n.7, p. 453-467, 2004. Disponível em: [https://www.scirp.org/\(S\(351jmbntvnsjt1aadkposzje\)\)/reference/referencespapers.aspx?referenceid=2433346](https://www.scirp.org/(S(351jmbntvnsjt1aadkposzje))/reference/referencespapers.aspx?referenceid=2433346). Acesso em: 03 abr. 2022.

VOGUEL, A. I. **Análise química quantitativa**. 5 ed. Rio de Janeiro: Livros Técnicos e Científicos Editora, 1992.

WANO. **Significant Operating Experience Report (SOER) 2007-2**. [S. l.]: Intake Cooling Water Blockage, 2007.

WIDROW, B.; HOFF, M. E. **Adaptive switching circuits**. Nova York: IRE Wescom Convention Record, 1960. p. 96-104.

WIDROW, B.; LEHR, M. 30 years of adaptive neural networks: perceptron, madaline, and backpropagation. **Proceedings of the IEEE**, [s. l.], v. 78, n. 9, p. 1415-1442,

1990. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/58323>. Acesso em: 02 out. 2021.

WYLEN, G. J. V.; SONNTAG, R. E.; BORGNAKKE, C. **Fundamentos da termodinâmica**. 5 ed. [S. l.]: Edgard Blücher, 1998.