UNIVERSIDADE DO ESTADO DO AMAZONAS ESCOLA SUPERIOR DE TECNOLOGIA ENGENHARIA MECÂNICA

Pedro Henrique Ferreira Guimarães

APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS NA PREDIÇÃO DE PERFURAÇÕES DURANTE A SOLDAGEM DE JUNTAS TUBULARES EM UM CHASSI BAJA

Pedro Henrique Ferreira Guimarães

APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS NA PREDIÇÃO DE PERFURAÇÕES DURANTE A SOLDAGEM DE JUNTAS TUBULARES EM UM CHASSI BAJA

Trabalho de conclusão de curso apresentado como requisito para à obtenção do título de bacharel em Engenharia Mecânica da Universidade do Estado do Amazonas (UEA).

Orientador: Prof. Dr. Rubelmar Maia de Azevedo Cruz Neto

FICHA CATALOGRÁFICA

r

G963a	 Guimarães, Pedro Henrique Ferreira Aplicação de redes neurais artificiais na predição de perfurações durante a soldagem de juntas tubulares em um chassi baja / Pedro Henrique Ferreira Guimarães. Manaus : [s.n], 2022. 57 f.: color.; 29 cm.
	TCC - Graduação em Engenharia Mecânica - Universidade do Estado do Amazonas, Manaus, 2022. Inclui bibliografia
	 Orientador: Cruz Neto, Rubelmar Maia de Azevedo 1. soldagem GMAW. 2. RNA. 3. predição de perfuração. 4. DOE. I. Cruz Neto, Rubelmar Maia de Azevedo (Orient.). II. Universidade do Estado do Amazonas. III. Aplicação de redes neurais artificiais na predição de perfurações durante a soldagem de juntas tubulares em um chassi baja

Pedro Henrique Ferreira Guimarães

APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS NA PREDIÇÃO DE PERFURAÇÕES DURANTE A SOLDAGEM DE JUNTAS TUBULARES EM UM CHASSI BAJA

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado como requisito para à obtenção do título de bacharel em Engenharia Mecânica da Universidade do Estado do Amazonas (UEA).

Aprovado em 30 de maio de 2022

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Rubelmar Maia de Azevedo Cruz Neto - UEA aume Prof. Dr. Jaime Casanova Soeiro Junior (UFAM Prof. Dr. Antonio do Nascimento Silva Alves - UFAM

Aos meus pais, que se dedicaram sem medir esforços para me proporcionar todas as oportunidades para estar aqui hoje e me tornar o profissional que almejo ser.

AGRADECIMENTOS

À minha família, em especial aos meus pais, por me darem suporte e condição de me dedicar aos meus estudos;

Ao meu orientador Prof. Dr. Rubelmar M. Azevedo Cruz Neto, que me orientou como a engenharia vai além das matérias ministradas do curso, e me apontou para oportunidades antes desconhecidas;

Ao meu amigo Ricardo Moraes, que me acompanhou nessa jornada, e me ajudou a escrever este trabalho;

À minha namorada Brenda Lustosa, que me fez companhia e me motivou a continuar nos momentos bons e difíceis;

Ao meu amigo João Borges, que de bom grado nos ajudou a realizar nossos experimentos;

A todos aqueles que contribuíram de alguma forma para meu crescimento acadêmico.

Nem todos que vagam estão perdidos (J.R.R. Tolkien)

RESUMO

A qualidade das juntas soldadas em um chassi automobilístico é essencial para garantir a segurança e seu desempenho. A fim de reduzir custos, cumprir prazos e assegurar o máximo de qualidade, o conhecimento sobre parâmetros de soldagem e sua regulagem é fundamental para operações. O objetivo deste estudo é treinar uma rede neural artificial para predição de perfurações em juntas soldadas com o processo GMAW e eletrodo ER70S-6 em tubos de aço SAE 1020 de um chassi Baja SAE. Foram utilizadas como variáveis preditoras o tipo de gás de proteção, diâmetro do arame eletrodo, posição da chave de tensão da fonte e velocidade de alimentação do eletrodo. Dois cordões de solda são soldados em cada corpo de prova, seguindo as configurações determinadas por um DOE (*Design of Experiments*). Ao final das soldagens, observou-se quais amostras apresentaram perfurações no metal de base. Feitas as observações, foi treinada uma rede *Perceptron* multicamadas em Python e comparou-se as respostas do modelo aos ensaios. O modelo gerado apresentou uma acurácia de 78% e uma sensibilidade de 76% para dados com quais não foram treinados, revelando o potencial do uso de redes neurais artificiais para predição de perfurações em juntas soldadas.

Palavras-chave: soldagem GMAW, RNA, predição de penetração, DOE.

ABSTRACT

The quality of welded joints in an automobile chassis is essential to ensure safety and performance. In order to reduce cost, meet deadlines and ensure maximum quality, knowledge about adjustment settings and their adjustment is fundamental for operations. The objective of this study is to train an artificial neural network for prediction of burn-through in welded joints using the GMAW process with ER70S-6 electrode in SAE 1020 steel tubes of a Baja SAE chassis. Electrode wire diameter, type of shielding gas, source voltage and feed speed were used as predictor variables. Two weld beads are welded to each specimen, following the configurations determined by a DOE (Design of Experiments). Following the weldings, it was observed which bodies showed burn-through in the base metal. After the observations, a PMC network was trained in Python and the model's responses were compared to the tests. The model presented an accuracy of 78% and a sensitivity of 76% for data, which was not trained, revealing the potential of using artificial neural networks to predict burn-through in welded joints.

Keywords: MIG/MAG, Neural networks, Python language, prediction.

LISTA DE FIGURAS

Figura 3.1. Soldagem GMAW	17
Figura 3.2. Instalações para soldagem manual,	18
Figura 3.3. Rolo de arame eletrodo	19
Figura 3.4. Vista lateral apresentando a durante a soldagem (a)numa chapa grossa e (b) numa ch	napa
fina	
Figura 3.5. Neurônio artificial	22
Figura 4.1. a) Equipamento de soldagem e b) painel da fonte de energia	26
Figura 4.2. a) Sistema de aquisição de dados SAPTv4 e b) Interface do programa junto ao	
equipamento	26
Figura 4.3. Configuração do corpo de prova	27
Figura 4.4. Processo de soldagem dos CPs	27
Figura 4.5. Nova configuração do corpo de prova	29
Figura 4.6. a) Tubo sem perfuração b) Tubo com perfuração	31
Figura 4.7. Rede Neural artificial proposta	33
Figura 4.8. Comparativo da função de custo para as curvas de treinamento e validação	35
Figura 5.1 Corpos de prova ao final da fase preliminar	37
Figura 5.2. Corpos de prova com pouca penetração	38
Figura 5.3. Corpos de prova que apresentaram perfurações	39
Figura 5.4. Corpos de prova ao final dos ensaios com arranjo fatorial completo	39
Figura 5.5. a) Histórico da função de custo de modelo enquanto treinava	40
Figura 5.6. Matriz de confusão para os dados de teste	42
Figura 5.7. Curvas tridimensionais e diagrama de contorno para diferentes configurações usand	lo o gás
Argônio: a) Primeiro cordão com diâmetro de arame 0.8 b) Segundo cordão com diâmetro de a	rame
0.8, c) Primeiro cordão com diâmetro de arame 1.2 d) Segundo cordão com diâmetro de arame	1.244
Figura 5.8 Curvas tridimensionais e diagrama de contorno para diferentes configurações usando	o o gás
Mix: a) Primeiro cordão com diâmetro de arame 0.8 b) Segundo cordão com diâmetro de arame	e 0.8, c)
Primeiro cordão com diâmetro de arame 1.2 d) Segundo cordão com diâmetro de arame 1.2	45

LISTA DE TABELAS

Tabela 4.1. Composição química nominal segundo norma AWS A5.18-2005	25
Tabela 4.2. Delineamento inicial para a soldagem dos corpos de prova da fase preliminar	28
Tabela 4.3. Delineamento dos experimentos com o arranjo fatorial completo	30
Tabela 4.4 Delineamento dos ensaios extras	31
Tabela 4.5. Conversão dos dados categóricos para processamento	32
Tabela 4.6. Topologias das redes definidas	32
Tabela 4.7. Delineamento dos ensaios para teste do modelo	36
Tabela 5.1 Ocorrência de perfurações durante as soldagens	40
Tabela 5.2. Critérios de avaliação do modelo para treinamento	41
Tabela 5.3. Critérios de avaliação do modelo para teste	42
Tabela 5.4. Quadro comparativo dos resultados reais com o modelo	42
Tabela A.1. Anotações para os ensaios preliminares	50
Tabela A.2. Anotações para os ensaios com arranjo fatorial completo	51
Tabela A.3. Anotações de soldagem para o ponto central da velocidade de alimentação	52
Tabela A.4. Anotações para os ensaios de teste do modelo	53
Tabela B.1 Quadro comparativo das repostas do modelo e as observações feitas na etapa prelimina	ır .54
Tabela B.2. Quadro comparativo das repostas do modelo e as observações feitas na etapa de ensaio	os
com arranjo fatorial completo	55
Tabela B.3. Quadro comparativo das repostas do modelo e as observações feitas para os ensaios es	tras
	56
Tabela B.4. Quadro comparativo das repostas do modelo e as observações feitas para a etapa de te	ste
do modelo	57

LISTA DE ABREVIATURAS

- SAE Society of Automotive Enginners
- GMAW Gas Metal Arc Welding
- MIG Metal Inert Gas
- MAG Metal Active Gas
- RNA Redes neurais artificiais
- ANN Artificial neural network
- PMC *Perceptron* Multicamadas
- CP Corpo de prova
- UEA Universidade do Estado do Amazonas
- AWS American Society of Engineers
- ZAC Zona afetada pelo calor

1	INTROD	UÇÃO	.14
	1.1 Estr	utura do trabalho	.15
2	OBJETIV	/OS	.16
	2.1 Obje	etivo geral	.16
	2.2 Obje	etivos específicos	.16
3	FUNDAI	MENTAÇÃO TEÓRICA	.17
	3.1 SOL	DAGEM	.17
	3.1.1	Definição	.17
	3.1.2	Soldagem GMAW	.17
	3.1.3	Geração de calor no arco elétrico	.19
	3.1.4	Formação do cordão de solda	.20
	3.1.5	Condução de calor na peça	.20
	3.1.6	Perfuração durante a soldagem	.21
	3.2 REI	DES NEURAIS ARTIFICIAIS	.22
	3.2.1	Conceito de Redes neurais artificiais	.22
	3.2.2	Histórico das Redes Neurais Artificias	.23
	3.2.3	RNAs na predição de processos de manufatura	.23
4	MATER	AIS E MÉTODOS	.25
	4.1 Mat	eriais	.25
	4.1.1	Metal de base	.25
	4.1.2	Gases de proteção	.25
	4.1.3	Metal de adição	.25
	4.2 Equ	pamento de soldagem	.25
	4.2.1	Equipamento de soldagem	.25
	4.2.2	Posicionamento do cordão de solda	.26
	4.3 Ensa	nios para soldagem	.28
	4.3.1	Ensaios por experimentação clássica	.28
	4.3.2	Avaliação do tempo de intervalo como cofator	.29
	4.3.3	Ensaios com planejamento de experimentos (DOE)	.29
	4.3.4	Ensaios extras	.30
	4.3.5	Critério adotado para perfuração	.31
	4.4 Mod	lelagem e processamento das redes neurais artificiais	.31
	4.4.1	Arquitetura da RNA	.32
	4.4.2	Contextualização da correção dos pesos da rede neural	.33
	4.4.3	Correção dos pesos das redes desenvolvidas	.34
	4.4.4	Histórico de aprendizado da rede	.35
	4.5 Vali	dação do modelo	.36
5	RESULT	ADOS E DISCUSSÕES	.37
	5.1 Efei	to dos parâmetros de solda	.37
	5.1.1	Fase Preliminar	.37
	5.1.2	Resultados para os ensaios com arranjo fatorial completo e ensaios extras	.39
	5.2 Ava	liação do modelo em treino	.40
	5.3 Ava	liação do modelo em testes	.41
6	CONCLU	JSÕES	.46
	6.1 TRA	BALHOS FUTUROS	.47
7	REFERÊ	NCIAS	.48
A	PÊNDICE A		.50
A	PÊNDICE B		.54

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO

O programa Baja SAE BRASIL é um desafio universitário lançado aos estudantes de engenharia que oferece a oportunidade de aplicar na prática os conhecimentos adquiridos em sala de aula, visando qualificar os participantes para o mercado de trabalho. O objetivo é projetar um veículo Baja SAE desde a fase de concepção do projeto até seu o funcionamento e validação.

Os estudantes devem avaliar os materiais para compor o veículo, assim como sua performance, rigidez estrutural e a relação peso x potência. Frequentemente, as equipes optam por reduzir o peso do carro por meio de chassis tubulares feitos a partir de tubos de aço com paredes finas por possuírem baixa densidade de massa por comprimento.

Geralmente, os tubos são soldados usando o processo de soldagem GMAW. Este apresenta relativamente elevada taxa de fusão do arame-eletrodo, possibilidade da variação das posições de soldagem, relativa portabilidade da tocha, um alto poder de fusão do metal de base e formação de poucos fumos (SCOTTI, 2008). Porém, o alto poder de fusão do arco elétrico pode se tornar um empecilho para a manufatura, em vista que elevados aportes de energia térmica em materiais de chapa fina podem vir a causar excesso de penetração da solda ou até perfurações no metal de base.

É necessário o ajuste dos parâmetros para se obter soldas de boa qualidade, porém sua determinação é dificultada pelos fenômenos e processos físicos complexos que ocorrem devido ao aquecimento/fusão e resfriamento/solidificação durante a passagem do arco elétrico. Isso pode produzir efeitos adversos nas propriedades da solda e nas propriedades do metal de base. (THOMPSON MARTÍNEZ *et al.*, 2021).

Para reduzir esses efeitos adversos e obter os resultados desejados, muitos estudos têm sido desenvolvidos para monitorar, prever ou controlar os processos de soldagem. HUANG *et al.* (2020) utilizam *machine learning* para detecção de porosidade em juntas soldadas em ligas de alumínio. MOINUDDIN *et al.* (2021) fazem o uso de técnicas computacionais como arvores de decisão e *support vector machine* para o desenvolvimento de um modelo de classificação multinominal, utilizando como fatores preditores a corrente de soldagem, tensão do arco, velocidade de soldagem e a distância bico de contato peça, e como saídas, defeitos como porosidade, perfurações e falta de penetração. Já ZHANG; WEN; CHEN, (2019) utilizam imagens recolhidas por meio de uma câmera e uma rede neural convolucional para detecção de defeitos na soldagem de ligas de alumínio em processos robotizados.

Portanto, a criação de ferramentas capazes de detectar defeitos, de forma confiável, em função das características do arco ou dos parâmetros utilizados possibilitaria a melhoria da qualidade do produto, a segurança operacional, a diminuição do custo de fabricação e o melhor entendimento da influência de cada variável.

Este estudo busca treinar uma rede neural artificial para predição de perfurações em juntas soldadas com o processo GMAW e eletrodo ER70S-6 em tubos de aço SAE 1020 de espessura 1,6mm para auxiliar na escolha dos parâmetros de soldagem da equipe BAJA UEA.

1.1 Estrutura do trabalho

A estrutura deste estudo está organizada por capítulos onde:

No capítulo 3, a fundamentação teórica apresenta uma revisão sobre o processo de soldagem MIG/MAG, os mecanismos de formação do cordão, o fluxo da energia térmica na peça soldada, geração de calor no arco, assim como, uma breve introdução a redes neurais artificiais, suas vantagens, seus componentes e sua aplicação na engenharia mecânica.

No capítulo 4, são tratados os materiais e os métodos adotados para a análise dos resultados. São apresentados os materiais empregados nos experimentos realizados durante a execução deste projeto, bem como o método empregado.

No capítulo 5, são expostos os resultados e realizadas as devidas discussões das análises realizadas.

No capítulo 6, são exibidas as conclusões finais e os trabalhos futuros do autor.

2 OBJETIVOS

2.1 Objetivo geral

O objetivo deste estudo é obter um modelo para a probabilidade de perfuração por meio de uma rede neural artificial para juntas soldadas com o processo GMAW e eletrodo ER70S-6 em tubos de aço SAE 1020 com espessura fina de um chassi Baja SAE.

2.2 Objetivos específicos

- Obter um modelo de classificação confiável;
- Investigar o mecanismo de perfuração do metal de base durante a soldagem;
- Propor parâmetros que facilitem a operação de soldagem da equipe de BAJA SAE.

3 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

3.1 SOLDAGEM

3.1.1 Definição

Classicamente, a soldagem é considerada um processo de união, porém, na atualidade, muitos processos de soldagem ou variações destes são utilizados para a deposição de material sobre uma superfície, visando à recuperação de peças desgastadas ou para a formação de um revestimento com características especiais (MARQUES, 2017).

De acordo com a AWS (2004), a soldagem pode ser definida como o processo de união de materiais usados para obter a coalescência localizada de metais e não metais, produzida por aquecimento até uma temperatura adequada, com ou sem a utilização de pressão e/ou material de adição. De acordo com MARQUES (2017), é o processo de união de materiais baseado no estabelecimento de forças de ligação química de natureza similar às atuantes no interior dos próprios materiais.

A soldagem pode ser utilizada tanto em trabalhos simples, que não apresentam uma grande responsabilidade (por exemplo, na fabricação de grades e de peças de decoração), quanto em situações em que ocorrem solicitações extremas e existe o risco de grandes danos no caso de uma falha do componente soldado (por exemplo, em navios, estruturas marítimas e em vasos de pressão) (MARQUES, 2017).

Conforme os avanços da tecnologia, houve a necessidade de utilizar novos materiais e otimizar os processos já existentes. Logo, para contornar tais obstáculos, novos processos de soldagem foram desenvolvidos por meio da aplicação de calor e pressão (AWS, 2004).

Este estudo tem foco na soldagem GMAW (Gas Metal Arc Welding).

3.1.2 Soldagem GMAW

A soldagem GMAW, popularmente também conhecido como MIG/ MAG, do inglês: *Metal Inert Gas/ Metal Active Gas*, baseia-se na fonte de calor de um arco elétrico entre a extremidade de um arame nu consumível, alimentado continuamente, e a peça a soldar, conforme mostrado na Figura 3.1. A proteção da região da solda é feita por uma atmosfera protetora de gás inerte ou ativo (MOINUDDIN *et al.*, 2021; SCOTTI, 2008).



Figura 3.1. Soldagem GMAW Fonte: (MARQUES, 2017) Um equipamento de soldagem é basicamente composto de fonte de energia, alimentador de arame, tocha de soldagem e fonte de gás de proteção, podendo contar com mais recursos conforme a necessidade do processo, conforme pode ser visto na Figura 3.2. Quanto a movimentação da tocha, podem ser aplicados de forma automática, quando o movimento é coordenado por uma máquina, ou semiautomática, quando a tocha é conduzida manualmente pelo soldador. A alimentação do arame é feita de forma mecanizada, de modo que a máquina mantém por si só a velocidade e comprimento do arco constante (SCOTTI, 2008).



Figura 3.2. Instalações para soldagem manual,

Onde:1- Cabo de solda, 2-refrigeração da tocha, 3 - gás de proteção, 4 - gatilho da tocha, 5 - água de refrigeração para tocha, 6 - conduíte de arame, 7 - gás de proteção vindo do cilindro, 8 - saída de água de refrigeração, 9 - entrada de água de refrigeração, 10 entrada de 42V, 11 - cabo de solda, 12 - conexão para fonte primária Fonte: (ESAB, 2005)

Segundo SCOTTI (2008), existem três requisitos básicos para uma fonte de energia para soldagem a arco: produzir saídas de corrente e tensão em níveis com características adequadas para o processo de soldagem (baixa tensão e alta corrente), permitir a regulagem adequada dos valores de corrente e/ou tensão para as aplicações a que se destinam; e controlar a variação da intensidade e forma dos sinais de corrente e ou tensão, de acordo com os requerimentos do processo e aplicação.

Quanto aos gases de proteção, estes dividem-se em inertes e ativos, devido a sua capacidade de reagir com a poça de fusão e devem ser cuidadosamente selecionados conforme a sua influência durante a soldagem. A principal função do gás de proteção é manter o nitrogênio, o oxigênio e hidrogênio fora da atmosfera da poça de fusão. Estes elementos podem prejudicar a qualidade das soldas realizadas, uma vez que propiciam a retenção de escória, porosidades e fragilizações do cordão. Por isso, certas precauções devem ser tomadas para excluir esses gases nocivos da poça de fusão, o que pode ser conseguido através dos gases de proteção (RODRIGUES, 2005).

Quanto ao arame eletrodo, sua escolha para o processo deve estar de acordo com os o tipo de material a soldar, o gás de proteção a ser utilizado, o volume de material adicionado por passe, o tipo de transferência metálica que se deseja, entre outros. Os arames eletrodos são comercializados em diversos tamanhos, desde carreteis pequenos de 1,5 kg até barricas que chegam a 475 kg, normalmente usadas em operações robotizadas para evitar paradas frequentes. Porém, devido ao custo de fabricação, a disponibilidade de diferentes composições é pequena.

Assim, para facilitar a seleção e garantir repetibilidade nos processos foram feitas normas que classificam os arames em função de faixas de composição química e propriedades mecânicas (SCOTTI, 2008). A Figura 3.3 mostra um rolete de 15kg de arame eletrodo com revestimento de cobre



Figura 3.3. Rolo de arame eletrodo Fonte: Página da loja Central do Ferro (2022)

Com a possibilidade da variação de modos com que a transferência metálica se dá, a diversidade de tamanhos dos eletrodos, e a infinidade de misturas de gases possíveis, o processo GMAW pode ser usado para a soldagem de materiais ferrosos e não ferrosos (AWS, 2004). As principais características do processo MIG/MAG são a relativamente elevada taxa de fusão do arame-eletrodo, a relativa portabilidade da tocha, o uso de alta densidade de corrente conferindo um alto poder de fusão do metal de base, formação de poucos fumos e pouca escória comparativamente com outros processos (MARQUES, 2017).

Porém, a principal limitação da soldagem MIG/MAG é a sua maior sensibilidade à variação dos parâmetros elétricos de operação do arco de soldagem, que influenciam diretamente na qualidade do cordão de solda depositado, além da necessidade de um ajuste rigoroso de parâmetros para se obter um determinado conjunto de características para o cordão de solda. A determinação destes parâmetros é dificultada pela forte interdependência destes e por sua influência no resultado final da operação (MARQUES, 2017; SCOTTI, 2008).

3.1.3 Geração de calor no arco elétrico

Para os processos de soldagem por meio da fusão dos materiais, a geração de calor advinda do arco elétrico é fundamental para o processo de soldagem, pois determina a taxa de fusão do arame eletrodo.

Levantamentos experimentais e a aplicação de análise de regressão não linear sistematicamente relevam que a taxa de calor gerado por unidade de tempo está em função de constantes dependentes das composições químicas do gás de proteção e do eletrodo, da polaridade, do diâmetro do eletrodo, do comprimento energizado do arame eletrodo e da corrente de soldagem, como mostrado na Equação1:

$$C = \alpha I_s + \beta L_{el} {I_s}^2 \tag{1}$$

O primeiro termo da equação caracteriza o calor gerado nas regiões anódicas e catódicas

do arco elétrico, já o segundo termo é equivalente ao calor gerado pela passagem de corrente de soldagem ao longo do comprimento energizado do eletrodo (SCOTTI, 2008).

3.1.4 Formação do cordão de solda

Os cordões de solda são intimamente ligados a dois mecanismos de formação: térmico e mecânico. O mecanismo térmico está associado à alta geração de calor do arco elétrico e à entalpia dos gases de proteção, e o térmico, à pressão de estagnação.

A geração de calor no arco elétrico está ligada a alta densidade de corrente na região catódica. Esta energia é transferida por condução para a peça a soldar, sendo uma parte destinada para a fusão dos metais, e o restante é difundida para o material ao redor da zona fundida, sem, contudo, ter energia suficiente para elevar a temperatura da região a ponto de torná-la liquida. Já a entalpia dos gases de proteção refere-se ao calor transferido para a peça por convecção forçada e radiação. A entalpia refere-se à quantidade de energia que o gás teve que absorver para passar do estado gasoso, a temperatura ambiente, para o estado plasmático. Quanto maior o potencial de ionização de um gás, maior a entalpia deste. Para gases moleculares com o CO_2 , a entalpia será maior, visto que é necessário dissociar os átomos das moléculas antes de ionizá-los (SCOTTI, 2008).

Já o mecânico se manifesta no processo de soldagem MIG/ MAG em três mecanismos. O primeiro e o segundo estão relacionados ao jato de plasma impingindo sobre a poça, e à pressão magnética do arco que age sobre a superfície da poça, respectivamente. Ambos empurram a poça para frente e para os lados, facilitando a ação térmica das manchas catódicas na peça a soldar. Já o terceiro é causado pelas gotas impingindo sobre o metal de base, as quais, transferem sua quantidade de movimento para a superfície da poça. A frequência de destacamento das gotas, assim como seu tamanho, influencia diretamente na deposição do metal de adição sobre a solda, favorecendo a formação de cordões com forma de "cálice", normalmente observados em soldagens com argônio, ou com forma de "pratos fundos", os quais apresentam uma menor convexidade do cordão. Estes fatores estão ligados ao tipo de transferência metálica que ocorre durante a soldagem e podem ser controlados por meio da corrente de soldagem e do comprimento do arco (SCOTTI, 2008).

3.1.5 Condução de calor na peça

A energia de soldagem gera ciclos térmicos na superfície da peça, propiciando um aumento de temperatura próxima ao jato de plasma, devido aos efeitos térmicos e mecânicos anteriormente abordados e uma combinação de perda de calor para o ambiente (AWS, 2004). Sobre a taxa de distribuição do calor durante a soldagem, é possível afirmar que:

Rosenthal e Adams Jr., em 1941 e 1958, respectivamente, realizaram estudos pioneiros em transferência de energia via calor na soldagem, e definiram os conceitos para chapa fina e chapa grossa. Uma chapa pode ser considerada uma chapa grossa quando o fluxo de calor na soldagem é tridimensional (3D), voltado para baixo, bem como lateralmente, a partir da poça de fusão. De acordo com Rosenthal, uma chapa grossa passa a ser infinita na espessura, ou seja, a fonte de calor não mais "enxerga" a superfície oposta. Em contraste, durante a soldagem, uma chapa pode ser considerada como chapa fina quando o fluxo de calor a partir da poça de fusão é essencialmente lateral (2D), isto é, quando a diferença de temperatura é pequena entre as superfícies superior e inferior, em comparação com a temperatura de fusão do metal (CRUZ NETO, 2018).

As taxas de resfriamento para soldagens de passe único podem ser calculadas em função da equação para chapas finas. Porém, nem sempre é obvio se a chapa é fina ou grossa, em vista que, esses termos não possuem dimensão. Por esta razão, é aconselhável definir a espessura relativa da chapa, a qual é expressa por:

$$\tau = h \sqrt{\frac{\rho C (T_c - T_o)}{H_{net}}}$$
(3)

Sendo: τ a espessura relativa da chapa, *h* é a espessura da chapa, ρ é a densidade do metal de base, *C* é o calor específico do metal de base, *T_c* é a temperatura para qual a taxa de resfriamento será calculada, *T_o* é a temperatura inicial da peça e *H_{net}* é o aporte de calor por unidade de comprimento da solda.





Avaliando os parâmetros, é possível observar que para maiores aportes de calor por unidade de comprimento da solda, assim como para temperaturas iniciais maiores, menor a espessura relativa da chapa. Para condução de calor em chapas finas, as temperaturas na superfície da chapa, como mostradas na Figura 3.4, favorecem a penetração dos cordões de solda, podendo levar a perfuração do metal de base.

3.1.6 Perfuração durante a soldagem

A perfuração é objeto de estudo de muitos trabalhos em soldagem de serviço e pode ser classificada como um defeito no qual a parede do metal de base possui espessura remanescente sob a poça de fusão, incapaz de suportar a pressão. A ocorrência da perfuração é regida primeiramente pela espessura da parede do duto e pela penetração do cordão de solda (ALVES, 2019). Logo, pode-se esperar que quanto maior a intensidade de corrente, maiores os campos magnéticos, e também, maior a pressão sobre a poça. Este comportamento é que justifica uma maior penetração quando se compara soldas com maiores correntes nas mesmas razões de velocidade de alimentação por velocidade de soldagem (SCOTTI, 2008).

3.2 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

3.2.1 Conceito de Redes neurais artificiais

Redes neurais artificiais, ou RNAs, ou ANNs, do inglês, *artificial neural networks* são modelos matemáticos, inspirados no cérebro humano, através de algoritmos apropriados, são capazes de se adaptar a um conjunto de dados, de forma a generalizar características implícitas nos mesmos (HAYKIN, 1999). A unidade de processamento das RNAs é o neurônio artificial.



Figura 3.5. Neurônio artificial Fonte: (HAYKIN, 1999)

Os neurônios recebem os estímulos externos, ou sinais de entrada e, por meio dos pesos sinápticos e um combinador linear, é capaz de processá-los, gerando um potencial de ativação. De maneira análoga aos neurônios biológicos, caso o potencial de ativação seja maior que o limiar do neurônio, este potencial é processado em uma função de ativação, e sua saída é propagada adiante, conforme mostrado na Figura 3.5.

Redes neurais artificiais podem ser classificadas como um conjunto de neurônios artificias, que são interligados por um grande número de interconexões. Entre suas principais características estão a adaptação por experiencia, capacidade de aprendizado, habilidade de generalização, organização dos dados, tolerância a falhas, armazenamento distribuído e facilidade de prototipagem.(SILVA, 2010)

As RNAs podem ser utilizadas nas mais diversas aplicações dentro das áreas do conhecimento, desde a medicina, com a classificação e predições de câncer em pacientes com base no perfil genético; na química, para obtenção de novos compostos poliméricos, na economia, visando a detecção de fraudes em bolsas de valores, dentre tantas outras aplicações.

3.2.2 Histórico das Redes Neurais Artificias

Os anos de 1943 até 1958 foram marcados pelos avanços em linhas de pesquisa relacionadas a redes neurais. A primeira publicação relacionada à neuro computação data de 1943, por meio do artigo elaborado por McCulloch & Pitts, no qual os autores realizaram o primeiro modelamento matemático inspirado em um neurônio biológico.

Em 1949, foi proposto o primeiro método de treinamento para redes neurais artificiais, denominado de regra de aprendizado de Hebb. Já em 1958, destacou-se o trabalho desenvolvido por Frank Rosenblatt, no qual o autor desenvolveu o primeiro neurocomputador, denominado *Mark I – Perceptron*, idealizando o modelo básico do *Perceptron*. Após esses trabalhos pioneiros, muitos pesquisadores da época ficaram incentivados a realizar pesquisas relacionadas com esta gente de investigação (SILVA, 2010).

Porém, com a publicação do trabalho de Minsky e Papert, em 1969, no qual os autores apontaram as deficiências das redes neurais artificiais, constituídas de apenas uma única camada, em realizar a correta classificação de padrões para classes não linearmente separáveis. Dessa forma, os reflexos deste trabalho deram início ao 1° inverno das redes neurais. Este período ficou marcado pela baixa produção intelectual de trabalhos relacionados a redes neurais artificiais.

A retomada "definitiva" ocorreu no final dos anos 1980 devido a fatores, como o desenvolvimento de computadores com maior capacidade de processamento, a criação de algoritmos de otimização mais eficientes e robustos, novas descobertas sobre o neurônio biológico. O trabalho publicado por Rumelhart *et al*, em 1986, em que os autores desenvolveram um algoritmo que permitia ajustar os pesos em uma rede com mais de uma camada, solucionando as limitações apontadas previamente por Minsky e Papert. A proposição de tal algoritmo, conhecido como *backpropagation*, reascendeu os interesses dos pesquisados pela linha de pesquisa novamente (SILVA, 2010).

Em 1989, Cybenko enuncia que redes neurais, com quantidade finita suficientemente grande de neurônios podem, em teoria, aproximar funções arbitrariamente complexas. Porém, em 1998, Hochreiter aponta o problema do desaparecimento do gradiente descendente em redes neurais artificiais, o que resultou no 2° inverno das redes neurais.

Somente em 2010, com o trabalho desenvolvido por Glorot, no qual constatou que a função sigmoide não era adequada para ser utilizada com função de ativação. Neste trabalho, o autor relaciona o desaparecimento do gradiente descendente às zonas de saturação da função, e propõe um novo esquema de inicialização para contornar o problema.

Na sequência, com a retomada definitiva de pesquisas com redes neurais artificiais em diferentes ramos do conhecimento, dezenas de novas outras contribuições têm permitido alavancar os desenvolvimentos teóricos associados às redes neurais artificiais (SILVA, 2010).

3.2.3 RNAs na predição de processos de manufatura

Quanto a aplicabilidade do uso de redes neurais, é possível afirmar que:

(...) constatam-se aplicações de redes PMC nas mais variadas áreas do conhecimento, tais como medicina, biologia, química, física, economia, geologia, ecologia e psicologia, além da vasta empregabilidade nas diferentes temáticas envolvendo as engenharias como um todo (SILVA, 2010).

Grande parte da aplicação das redes PMC (Perceptron multicamada) destacam-se em

três classes de problemas, sendo: a classificação de padrões, problemas relacionados à aproximação de funções e problemas relacionados a sistemas dinâmicos. Com a modelagem e o treinamento correta das redes PMC, seria possível a criação de ferramentas capazes de predizer um resultado, de forma confiável, baseado nos dados fornecidos a rede, possibilitando a melhoria da qualidade do produto, a segurança operacional, a diminuição do custo de fabricação e o melhor entendimento da influência de cada variável.

Atualmente, muitos trabalhos foram publicados demonstrando a eficiência das redes neurais na predição de parâmetros geométricos para peças usinadas e peças soldadas. ALLEN JEFFREY *et al.* (2021) fazem a aplicação de uma rede PMC com o objetivo de predizer a circularidade e a cilindricidade, utilizando como variáveis preditoras a velocidade de avanço, a rotação da peça e a profundidade de corte. Os autores apresentaram um erro médio próximo de 0,2% a 2% dos valores.

Já na área de soldagem, foi possível observar uma grande quantidade de trabalhos fazendo uso de redes neurais convolucionais, as quais fazem uso de imagens a fim de predizer resultados para os paramétricos geométricos do cordão de solda. THOMPSON MARTÍNEZ *et al.* (2021) desenvolveram um modelo para identificação dos parâmetros do arco através de imagens e, em seguida, faz uso de técnicas de *machine learning* para o desenvolvimento de um *framework* para predição da geometria do cordão. NOMURA *et al.* (2021) construíram um modelo de *deep learning* a fim de predizer a qualidade dos cordões por meio do monitoramento das imagens durante a soldagem. Como resultado, a penetração excessiva e a perfuração puderam ser previstas com antecedência e mais de 95% dos resultados estimados de profundidade de penetração foram menos de 1 mm de erro para formas de amostra utilizadas.

4 MATERIAIS E MÉTODOS

4.1 Materiais

4.1.1 Metal de base

Os experimentos foram realizados nas dependências da Escola Superior de Tecnologia. Para os corpos de prova, foram utilizados tubos de aço SAE-1020 com dimensões de 31,75 mm \times 1,60 mm (diâmetro externo \times espessura), por possuírem baixa densidade linear (kg/m), e atenderem os requisitos de resistência a torção e rigidez a torção solicitados pela competição Baja SAE.

4.1.2 Gases de proteção

Para a seleção do gás, optou-se por 100% argônio e uma mistura de 75% Ar-25% CO_2 , por serem gases comerciais frequentemente utilizados neste tipo de aplicação e de alta disponibilidade no mercado.

4.1.3 Metal de adição

Durante os ensaios, foram utilizados os arames eletrodos ER70S-6 com diâmetros de 0,8 e 1,2 mm de acordo com AWS A5.18. Optou-se pelo arame ER70S-6 visto sua alta disponibilidade comercial. A Tabela 1 apresenta a composição química do arame.

rubela 1.1. Composição química nominal segundo nomia 1100 115.10 2005							
Classificação	%C	%Mn	%Si	%P	%S		
ER70S-6	0,06 a 0,15	1,40 a 1,85	0,80 a 1,15	<0,025	<0,035		

Tabela 4.1. Composição química nominal segundo norma AWS A5.18-2005

4.2 Equipamento de soldagem

4.2.1 Equipamento de soldagem

Para a soldagem, foi utilizada uma fonte de soldagem MB 180 K da Merkle Balmer, com velocidade do arame de 0,7 a 16 m/min, tensão a vazio de 16 a 32,4 V, 10 posições da chave de tensão, faixas de corrente de 30 a 225 A e tipo de fonte CV/ CC. Os parâmetros de soldagem escolhidos para o delineamento foram a posição da chave de tensão, a velocidade de alimentação de arame, o tipo de gás de proteção e o diâmetro do arame.



Figura 4.1. a) Equipamento de soldagem e b) painel da fonte de energia

Foi utilizado o sistema SAPT®, da empresa IMC para a aquisição de dados. Foram gravados os dados instantâneos de velocidade de alimentação do arame, tensão do arco e corrente de soldagem ao longo do tempo. Os dados referentes aos parâmetros de soldagem foram gravados a uma taxa de 5000 pontos por segundo.



Figura 4.2. a) Sistema de aquisição de dados SAPTv4 e b) Interface do programa junto ao equipamento

4.2.2 Posicionamento do cordão de solda

Para a preparação dos CPs (corpos de prova), os tubos foram cortados com um comprimento de 100 mm, devido à escassez do material. O tubo 2 recebeu um entalhe de uma serra copo de 31,75 mm, a fim de possibilitar a soldagem em torno da junta. As regiões próximas a junta dos tubos foram esmerilhadas para remoção de óxidos existentes para não contaminar o cordão de solda.



Figura 4.3. Configuração do corpo de prova

Em todos os ensaios de soldagem, foi adotado o processo de soldagem GMAW. Este processo foi escolhido, visto a disponibilidade dos insumos e equipamentos dentro da faculdade. A vazão de gás foi mantida próxima a 13 L/min. O soldador inicialmente ponteia os tubos e, em seguida, realiza 1 cordão de meia circunferência, vira o corpo de prova, e então, finaliza com mais um cordão de meia circunferência ao redor da junta, conforme a Figura 4.4.

A fim de reduzir a influência da velocidade de soldagem e do comprimento do arco elétrico durante os ensaios, tentou-se manter a mesma velocidade de soldagem e a distância do bico de contato-peça durante o movimento da tocha para todos os ensaios.



Figura 4.4. Processo de soldagem dos CPs

4.3 Ensaios para soldagem

4.3.1 Ensaios por experimentação clássica

Conforme abordado na introdução, um dos objetivos deste estudo é avaliar a capacidade de uma RNA predizer corretamente a ocorrência de perfurações no metal de base, a partir das alterações nos parâmetros de soldagem. Em vista disso, após a definição do método de soldagem para os corpos de prova, houve a dúvida quanto a sequência dos ensaios a serem realizados.

Sem a prática e experiência sobre a influência da tensão e velocidade de alimentação na soldagem de tubos com paredes finas, decidiu-se realizar soldagens com configurações próximas as normalmente utilizadas pela equipe Baja UEA. Optou-se por iniciar com a posição da chave de tensão em 4 e velocidade de alimentação em 7 m/min. Na sequência, a tensão da fonte foi variada ± 1 posição da chave de tensão, assim como a velocidade de alimentação em ± 2 m/min. Em vista da quantidade de material que seria necessário para a realização de todos os ensaios e a escassez de material para testes, foram selecionadas 22 configurações diferentes para os 26 cordões, conforme a Tabela 4.2.

i	Corpo de Prova	Gás de proteção (Ar/ Mix)	Diâmetro do eletrodo (mm)	Posição chave de tensão (n)	Velocidade de aliment. do arame (m/min)
1	1a	Ar	1,2	3	5
2	1b	Ar	1,2	3	5
3	2a	Ar	1,2	3	9
4	2b	Ar	1,2	3	9
5	3a	Ar	1,2	5	5
6	3b	Ar	1,2	5	5
7	4a	Ar	1,2	5	9
8	4b	Ar	1,2	5	9
9	5a	Ar	0,8	3	5
10	5b	Ar	0,8	4	5
11	ба	Ar	0,8	3	7
12	бb	Ar	0,8	5	7
13	7a	Ar	0,8	4	9
14	7b	Ar	0,8	5	9
15	8a	Mix	0,8	3	5
16	8b	Mix	0,8	4	5
17	9a	Mix	0,8	3	7
18	9b	Mix	0,8	5	7
19	10a	Mix	0,8	4	9
20	10b	Mix	0,8	5	9
21	11a	Mix	1,2	4	5
22	11b	Mix	1,2	3	5
23	12a	Mix	1,2	3	7
24	12b	Mix	1,2	5	7
25	13a	Mix	1,2	4	9
26	13b	Mix	1,2	5	9

Tabela 4.2. Delineamento inicial para a soldagem dos corpos de prova da fase preliminar

Ao final das soldagens, foi observado quais CPs apresentaram perfuração no metal de base.

4.3.2 Avaliação do tempo de intervalo como cofator

Após os ensaios preliminares, observou-se que o intervalo entre soldagem para o mesmo corpo de prova poderia ser avaliado como um cofator, visto que para intervalos menores tempo entre as soldagens, a energia térmica transferida ao material agiria como um pré-aquecimento para o segundo cordão de solda. Por meio do equipamento SAPT4, foi possível calcular a diferença entre os tempos de fim da soldagem do primeiro e início do segundo cordão.

Para soldagens com intervalo de tempo maior que 136s, convencionou-se classificar o cordão como primeiro. Tomou-se este valor como critério, visto que

4.3.3 Ensaios com planejamento de experimentos (DOE)

Após uma visão geral das soldagens realizadas previamente, a fim de investigar as possíveis interações entre os fatores, assim como avaliar os fatores que se influenciam mutuamente, foi selecionado um arranjo fatorial completo.

Para a preparação dos corpos de prova, optou-se por uma nova configuração, visto o interesse de avaliar a tração das juntas soldadas em trabalhos futuros. O Tubo 1 passou de um comprimento de 100 mm para 150 mm, enquanto o Tubo 2 passou de 100 mm para 200 mm. O aumento dos tamanhos dos corpos de prova também pode ter reduzido os efeitos de borda para a condução do calor na peça.



Figura 4.5. Nova configuração do corpo de prova

Com base nas conclusões tomadas na fase preliminar, optou-se para as posições da chave de tensão 4 e 5, velocidades de alimentação do eletrodo de 5 e 9 m/min para os fatores contínuos e manteve-se os gases (argônio e mistura 75% Ar-25% CO₂) e os diâmetros (0,8 e 1,2mm) como fatores categóricos. Então novamente, os tubos foram ponteados e soldados, desta vez, seguindo as configurações da Tabela 4.3.

Corpo de Prova	Gás de proteção (Ar/ Mix)	Diâmetro do eletrodo (mm)	Posição chave de tensão (n)	Velocidade de aliment. do arame (m/min)
1	Ar	1.2	4	5
2	Ar	1.2	4	9
3	Ar	1.2	5	5
4	Ar	1.2	5	9
5	Ar	0.8	4	5
6	Ar	0.8	4	9
7	Ar	0.8	5	5
8	Ar	0.8	5	9
9	Mix	0.8	4	5
10	Mix	0.8	4	9
11	Mix	0.8	5	5
12	Mix	0.8	5	9
13	Mix	1.2	4	5
14	Mix	1.2	4	9
15	Mix	1.2	5	5
16	Mix	1.2	5	9

Tabela 4.3. Delineamento dos experimentos com o arranjo fatorial completo

Na sequência, foi observado quais CPs apresentaram ocorrência de perfuração no metal de base. Após a inspeção dos corpos de prova, observou uma disparidade entre os corpos de prova que foram perfurados pelo cordão de solda e os que não apresentaram. A fim de avaliar mais a fundo e dar mais robustez aos dados, conclui-se que era preciso realizar mais ensaios.

4.3.4 Ensaios extras

O questionamento de quais as próximas configurações para os ensaios tornaram-se o foco das atenções para a geração do modelo. Para tal, avaliou-se os fatores preditivos controláveis (posição da chave de tensão da fonte, velocidade de alimentação do arame, gás de proteção e diâmetro do arame) e os cofatores (classificação do cordão segundo o intervalo de tempo entre soldagens), e avaliou-se a possibilidade de fazer ensaios dentro do domínio previamente escolhido para o arranjo fatorial completo, como um ponto central. Como não há pontos intermediários para fatores categóricos, e não era possível configurar a tensão da fonte em uma tensão intermediaria, optou-se por variar somente a velocidade de alimentação em 7m/min e seguindo as mesmas configurações anteriores para os demais fatores, conforme mostrado na tabela 4 em Apêndice.

Após as inspeções e medições dos intervalos de tempo, os resultados foram alimentados em uma planilha digital para formação do banco de dados de treino para a uma rede neural artificial.

Corpo de Prova	Gás de proteção	Diâmetro do eletrodo(mm)	Posição chave de tensão (n)	Velocidade de aliment. do arame (m/min)
1	Mix	0.8	4	7
2	Mix	0.8	5	7
3	Mix	1.2	4	7
4	Mix	1.2	5	7
5	Ar	1.2	4	7
6	Ar	1.2	5	7
7	Ar	0.8	4	7
8	Ar	0.8	5	7

Tabela 4.4 Delineamento dos ensaios extras

4.3.5 Critério adotado para perfuração

O critério de classificação para ocorrência de perfurações foi meramente visual. As amostras que apresentaram formação de orifícios nas paredes dos tubos, de modo que fosse possível visualizar a parede interna do tubo, foram classificadas. As amostras que não atendessem a este critério foram classificadas como não perfuradas.



Figura 4.6. a) Tubo sem perfuração b) Tubo com perfuração

4.4 Modelagem e processamento das redes neurais artificiais

Após a finalização dos experimentos, a partir dos dados observados, elaborou-se um banco de dados com os 72 resultados, que serão utilizados para a formação dos dados de treino, classificados pelo tipo de gás de proteção utilizado, diâmetro do arame eletrodo, tensão, velocidade de alimentação do arame e a ordem de soldagem do cordão no corpo de prova.

Primeiramente, todos os dados gerados até o momento foram colocados em uma única planilha. Na sequência, com o auxílio da biblioteca Pandas, foi possível codificar os dados categóricos do banco de dados. Como os parâmetros categóricos só possuíam dois níveis, as novas colunas para ocorrência de penetração, gás de proteção e diâmetro de arame usado assumiram valores binários, como pode ser observado na Tabela 4.5.

Parâmetro	Antes	Depois			
Occurrâncie de norfuncción	Não	0			
Ocorrencia de perfuração	Sim	1			
Cás da protosão	Ar	0			
Gas de proteção	Mix	1			
Diâmatra da arama	Menor	0			
Diametro do arame	Maior	1			

Tabela 4.5. Conversão dos dados categóricos para processamento

Em seguida, os dados numéricos (posição da chave de tensão da fonte e a velocidade de alimentação do arame) foram padronizados em função da média dos valores para todos os ensaios, a fim de reduzir o efeito da grandeza dos valores na ativação dos neurônios da rede.

Então, com o auxílio da biblioteca Scikitlearn, dividiu-se os dados de forma aleatória. Após diferentes abordagens para a separação dos dados de treino e validação, observou-se melhores resultados quando 60% dos dados foram utilizados para treino e 40% para dados de validação.

4.4.1 Arquitetura da RNA

Para a arquitetura inicial da rede, escolheu-se uma arquitetura feedfoward de múltiplas camadas com treinamento supervisionado, mais especificamente, uma rede PMC (Perceptron Multicamada) devido a sua alta eficácia em detecção de padrões. (SILVA, 2010)

Diversas topologias para o PMC foram testadas, chegando finalmente a uma topologia (2 camadas ocultas mais 1 camada de normalização antes do neurônio de saída), conforme a Figura 4.7, cujas configurações foram as seguintes:

	Topologia M2		
Camada de entrada	5 neurônios de entrada		
1º comodo nourol occondido	Densa com 4 neurônios		
	ativação: Relu		
2º camada naural ascondida	Densa com 4 neurônios		
	ativação: Relu		
3° camada neural escondida	Camada de normalização		
Comodo nourol do soído	Densa com 1 neurônio		
Camada neural de salda	ativação: Sigmoide		

Tabela 4.6. Topologias das redes definidas

A rede PMC foi construída na plataforma Google Colab, com o auxílio da biblioteca Keras.



4.4.2 Contextualização da correção dos pesos da rede neural

Como mecanismo para a modificação dos pesos da rede PMC, optou-se pelo algoritmo *backpropagation*.

Inicialmente, os sinais de entrada, os pesos sinápticos atuais e os limites de seus neurônios são processados para que a rede consiga gerar as respostas. Estas respostas então são comparadas com as respectivas respostas desejadas.

A fim de avaliar o desvio entre as respostas produzidas pelos neurônios de saída da rede em relação aos respectivos valores desejados, parte-se para a definição da função de custo, a qual representa o erro de aproximação do modelo. Então é aplicada a regra Delta generalizada, que consiste na aplicação do operador gradiente do erro para a busca do valor ótimo para a função de custo de forma a minimizar a diferença das repostas (SILVA, 2010). O vetor gradiente é descrito na Equação 1.

$$\nabla E = \frac{\partial E}{\partial W_{ji}^{(L)}} = \frac{\partial E}{\partial Y_j^{(L)}} \cdot \frac{\partial Y_j^{(L)}}{\partial I_j^{(L)}} \cdot \frac{\partial I_j^{(L)}}{\partial W_{ji}^{(L)}}$$
1

Sendo *E* é a função de custo, $W_{ji}^{(L)}$ corresponde à matriz dos pesos sinápticos conectando o *j*-ésimo neurônio da camada *L* ao *i*-ésimo neurônio da camada *L*-1, $Y_j^{(L)}$ é o vetor cujos elementos denotam a saída do *j*-ésimo neurônio da camada *L*, e $I_j^{(L)}$ é o vetor cujos elementos denotam a entrada ponderada em relação ao *j*-ésimo neurônio da camada *L*.

Para os pesos sinápticos na camada de saída, os termos do lado direito da Equação 1, podem ser simplificados de modo que:

$$\frac{\partial I_j^{(L)}}{\partial W_{ji}^{(L)}} = Y_i^{(L-1)}.$$

$$\frac{\partial Y_j^{(L)}}{\partial I_i^{(L)}} = g'(I_j^{(L)})$$
³

$$\frac{\partial E}{\partial Y_i^{(L)}} = -(d_j - Y_i^{(L)})$$
⁴

$$\nabla E = -(d_j - Y_i^{(L)}) \cdot g'(I_j^{(L)}) \cdot Y_i^{(L-1)}$$
5

Logo, o ajuste dos pesos é efetuado na direção aposta ao gradiente para a minimização do erro. Desta forma, a variação dos pesos sinápticos da camada de saída pode se expressa pela

$$\Delta W_{ji}^{(L)} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial W_{ji}^{(L)}} = \eta \cdot \delta_j^{\ L} \cdot Y_i^{(L-1)}$$

$$6$$

Onde η é a taxa de aprendizagem do algoritmo *backpropagation* e δ_j^L é definido como o gradiente local em relação ao j-ésimo neurônio da camada *L*.

Diferentemente do ajuste dos pesos para a camada de saída, as camadas escondidas não possuem respostas desejadas para que haja o cálculo das diferenças por meio da função de custo. Nesta situação, os ajustes de seus pesos sinápticos são efetuados por intermédio de estimativas dos erros de saída produzidos pelos neurônios posteriores, os quais já tiveram alterações nos pesos (SILVA, 2010).

Logo, a retro propagação do erro parte dos ajustes dos pesos sinápticos da camada de saída até a primeira camada escondida da rede. O processo ocorre de forma semelhante ao ajuste dos pesos da camada de saída, porém com uma alteração no termo referente a Equação 4.

$$\frac{\partial E}{\partial Y_j^{(L)}} = \sum_{k=1}^{n_L} \frac{\partial E}{\partial I_k^{(L+1)}} \cdot W_{kj}^{(L+1)}$$
⁷

4.4.3 Correção dos pesos das redes desenvolvidas

A função de custo utilizada para as redes foi a função *binary crossentropy*, a fim de conduzir o ajuste dos pesos, visto que os a rede se trata de um problema de classificação com somente duas repostas possíveis.

Como otimizador para definição da taxa de aprendizado, optou-se pelo otimizador Adam, nome derivado do inglês, *adaptive momentum*. O método calcula as taxas de aprendizado adaptativo individual para diferentes parâmetros a partir das estimativas do primeiro e segundo momentos dos gradientes. Segundo Kingma e Ba (2015), o algoritmo Adam é:

"simples de implementar, é computacionalmente eficiente, tem poucos requisitos de memória, é invariável ao redimensionamento diagonal dos gradientes e é adequado para problemas grandes em termos de dados e/ou parâmetros."

Quanto ao acompanhamento da acurácia do modelo, optou-se pela função *binary accuracy*, a fim de acompanhar os valores de acurácia do modelo para os dados de validação ao longo do treino.

4.4.4 Histórico de aprendizado da rede

Para acompanhar o desempenho das redes, foi definida uma semente de inicialização para os algoritmos pseudorrandômicos que geram os pesos da rede. Dessa forma, foi possível comparar o desempenho da rede, para diferentes hiper parâmetros.

Para o modelo, estimou-se inicialmente 1000 épocas para que a rede conseguisse extrair as informações do banco de dados, fazendo as correções dos pesos pela média do gradiente estocástico dos bancos de dados de treino.

Durante o treinamento das RNAs é importante acompanhar o histórico da função de custo, uma vez que os pesos sinápticos estão constantemente variando. É comum que para longos períodos de treinamento, o modelo acabe perdendo sua capacidade de generalizar as respostas, uma vez que os pesos sinápticos foram alterados de modo a memorizar as respostas desejadas. Este fenômeno é comumente conhecido como *overtraining* ou *overfitting*.



Figura 4.8. Comparativo da função de custo para as curvas de treinamento e validação.

A Figura 4.8 ilustra um modelo que apresenta *overfitting*. É possível observar que os valores da função de custo para o treinamento continuam a diminuir ao longo das épocas, enquanto, para os dados de validação (dados que não são utilizados para o ajuste dos pesos sinápticos), o valor do erro passa a subir. Logo, se faz necessário uma condição de parada, a fim de avaliar o modelo anterior com os pesos sinápticos anteriores ao *overfitting*.

Para o modelo deste trabalho, foi definida uma condição de parada para o treinamento. Caso a função de custo não apresente uma redução de pelo menos 1 milésimo ao longo de 100 épocas, a rede cessa o treinamento e restauraria os melhores pesos encontrados.

4.5 Validação do modelo

Nesta etapa, o modelo gerado foi avaliado por meio de estimadores estatísticos, e por meio da função do modelo foi possível sua reprodução visual por meio de gráficos tridimensionais para as diferentes configurações. Os gráficos foram gerados no programa Wolfram Mathematica.

Na sequência, a fim de avaliar a capacidade do modelo de predizer a ocorrência de perfurações, decidiu-se pela realização de mais sete experimentos. A quantidade de experimentos para testar o modelo foi restrita a 7 corpos de prova, devido à falta de material.

Quanto ao delineamento dos ensaios para teste, optou-se por configurações de tensão e velocidade não testadas dentro do domínio dos delineamentos anteriores. Porém, devido ao armazenamento incorreto do cilindro de gás, os ensaios de teste se limitaram ao gás Argônio.

O delineamento dos ensaios foi feito conforme a Tabela 4.7.

Corpo de Prova	Gás de proteção (Ar/ Mix)	Diâmetro do eletrodo (mm)	Posição chave de tensão (n)	Velocidade de aliment. do arame (m/min)
1	Ar	0,8	4	9
2	Ar	0,8	3	7
3	Ar	1,2	3	7
4	Ar	1,2	4	6
5	Ar	0,8	5	8
6	Ar	0,8	3	8
7	Ar	0,8	4	8

Tabela 4.7. Delineamento dos ensaios para teste do modelo

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos para o estudo. Como descrito anteriormente, os experimentos foram desenvolvidos ao longo de duas etapas: a realização das soldagens dos corpos de prova e o desenvolvimento de um modelo preditivo para a ocorrência de perfurações durante a soldagem. Na primeira parte, serão discutidos alguns dos resultados para as soldagens dos corpos de prova, por fase, enquanto na segunda parte, as conclusões obtidas por meio da análise das curvas geradas para cada configuração.

5.1 Efeito dos parâmetros de solda

5.1.1 Fase Preliminar

A partir das observações dos cordões de solda dos corpos de prova, os dados foram listados na Tabela A.1 do apêndice A. Na sequência, os corpos de prova foram postos de acordo com a Figura 5.1, a fim de observar similaridades e diferenças para os CPs.



Figura 5.1 Corpos de prova ao final da fase preliminar

Uma observação visual atenta aos CPs 5A, 5B, 8A e 8B revelou que ao utilizar o arame de diâmetro de 0,8 mm, em conjunto com baixas velocidades de alimentação do arame não houve a formação significativa de uma poça de fusão, possivelmente causada pelo pequeno tamanho das gotas do arame alinhado com a baixa velocidade, como pode ser observado na Figura 5.2.



Figura 5.2. Corpos de prova com pouca penetração

Quanto as perfurações observadas (Figura 5.3), foi observado que a ocorrência foi maior nos cordões de número dois com diâmetro 1,2mm para velocidades de alimentação do arame próximas de 9 m/min e a chave de tensão em 4 e 5. Scotti (2010) explica que: "a corrente é diretamente proporcional à velocidade de alimentação, isto é, o aumento da velocidade de alimentação do arame -eletrodo conduz a um aumento harmônico da corrente".



a



Figura 5.3. Corpos de prova que apresentaram perfurações

5.1.2 Resultados para os ensaios com arranjo fatorial completo e ensaios extras

Os dados para os experimentos com o arranjo fatorial completo mais os ensaios extras estão disponíveis na Tabela A.2 no apêndice A.



Figura 5.4. Corpos de prova ao final dos ensaios com arranjo fatorial completo

Ao final, foi observada novamente uma maior ocorrência de perfurações nos corpos de prova que apresentaram uma maior velocidade de alimentação do arame durante a soldagem do segundo cordão para maiores valores do diâmetro de arame.

Desta vez, observou-se uma predominância de perfurações nos corpos de prova que foram soldados utilizando a mistura 75% Ar-25% CO₂ como gás de proteção, conforme a Tabela 5.1 Ocorrência de perfurações durante as soldagens. Essa ocorrência pode ser explicada pela adição de CO₂, uma vez que a energia de soldagem transferida é maior comparada ao gás 100% argônio, havendo uma ação térmica maior sobre a região soldada.

Corpo de Prova	Perfuração (S/N)	Intervalo entre soldagens (s)	Cordão (1°/2°)	Gás de proteção (Ar/ Mix)	Diâmetro do eletrodo (mm)	Posição chave de tensão (n)	Velocidade de aliment. do arame (m/min)
24b	S	9,15	2°	Ar	1.2	4	9
26a	S	∞	1°	Ar	1.2	5	9
26b	S	7,37	2°	Ar	1.2	5	9
30b	S	8,36	2°	Ar	0.8	5	9
32b	S	5,68	2°	Mix	0.8	4	9
34b	S	8,019	2°	Mix	0.8	5	9
35b	S	6,08	2°	Mix	1.2	4	5
36a	S	∞	1°	Mix	1.2	4	9
36b	S	8,21	2°	Mix	1.2	4	9
37b	S	5,93	2°	Mix	1.2	5	5
38a	S	∞	1°	Mix	1.2	5	9
38b	S	9,06	2°	Mix	1.2	5	9
41b	S	6,29	2°	Mix	1.2	4	7
42a	S	∞	1°	Mix	1.2	5	7
42b	S	7,37	2°	Mix	1.2	5	7
43b	S	11,03	2°	Ar	1.2	4	7
44a	S	∞	1°	Ar	1.2	5	7
44b	S	6,73	2°	Ar	1.2	5	7

Tabela 5.1 Ocorrência de perfurações durante as soldagens

5.2 Avaliação do modelo em treino

Por meio da separação do banco de dados em dados para treino e para validação, podese observar o comportamento da função custo durante o treinamento. A condição de parada foi ativada para 460 épocas e restaurou-se os pesos da melhor rede.



Figura 5.5. a) Histórico da função de custo de modelo enquanto treinava b) Histórico da acurácia durante o treino

Ao final, o modelo finalizou o treinamento com uma acurácia de 93,10% dos dados

de validação. Foram elaborados quadros comparativos entre a reposta desejada e a resposta do modelo para cada etapa de soldagem, como podem ser observados no APÊNDICE .

Na sequência, foi avaliado o modelo por meio da matriz de confusão e de estimadores estatísticos. A Matriz de Confusão é uma tabela onde se identificam todos os quatro tipos de classificação de um modelo de classificação binário, auxiliando na visualização das respostas desejadas e as repostas geradas pelo modelo.



Figura 5.3. Matriz de confusão para o modelo com dados de treino

Como estimadores estatísticos foram utilizados a acurácia, a sensibilidade e a especificidade. A acurácia avalia o quanto as respostas do modelo condizem com as respostas desejadas, ou seja, a proporção de acertos do modelo. A sensibilidade refere-se o quão bom o modelo é para prever o evento de interesse. A especificidade diz quão bom o modelo é para prever o evento de interesse, neste caso a não perfuração do corpo de prova.

Critério	Valor
Acurácia	97,22%
Sensibilidade	95,83%
Especificidade	97,97%

Tabela 5.2. Critérios de avaliação do modelo para treinamento

5.3 Avaliação do modelo em testes

Em vista dos resultados promissores com os dados de treino e validação do modelo, decidiu-se avaliar os resultados do modelo para os dados com quais a rede não havia treinado previamente, de maneira semelhante.



Figura 5.6. Matriz de confusão para os dados de teste

 Cincilos de avalia	çao do moden	<u>י רי</u>
Critério	Valor	
Acurácia	78,57%	
Sensibilidade	100%	
Especificidade	25,00%	

Tabela 5.3. Critérios de avaliação do modelo para teste

O desempenho não esperado do modelo no requisito especificidade, foi proposta uma avaliação das respostas que foram atribuídas incorretamente. Partindo para um quadro comparativo das respostas dos ensaios de teste com as respostas do modelo, percebeu-se que o modelo teve dificuldade em reconhecer os eventos de perfuração para a faixa de valores testados, conforme a Tabela 5.4. A rede pode ter herdado um pequeno viés para a predição de corpos que furam, como pode ser observado na comparação com os ensaios de teste, visto que 66% do banco de dados foi composto por soldagens que não furaram.

Fabela 5.4. Quadro	o comparativo	o dos resultados	reais com	o modelo
--------------------	---------------	------------------	-----------	----------

Corpo de	Ocorrência d	Probabilidade	
Prova	Real	Predito	(%)
1a	N	Ν	0,027
1b	N	Ν	0,461
2a	N	Ν	0,001
2b	N	Ν	0,004
3a	N	Ν	0,001
3b	N	Ν	0,008
4a	S	Ν	0,013
4b	S	S	0,651
5a	S	Ν	0,017
5b	S	Ν	0,180
6a	N	Ν	0,001
6b	N	Ν	0,006
7a	N	Ν	0,019
7b	N	Ν	0,155

Na sequência, a partir da função obtida por meio das correções dos pesos sinápticos, pode-se observar o comportamento da ocorrência de perfurações em função dos parâmetros utilizados, assim como os gráficos de contorno para um *cut-off point* de 0,5. para as diferentes configurações dos parâmetros, conforme observados nas Figura 5.7 e Figura 5.8.





Figura 5.7. Curvas tridimensionais e diagrama de contorno para diferentes configurações usando o gás Argônio: a) Primeiro cordão com diâmetro de arame 0.8 b) Segundo cordão com diâmetro de arame 0.8, c) Primeiro cordão com diâmetro de arame 1.2 d) Segundo cordão com diâmetro de arame 1.2





Figura 5.8 Curvas tridimensionais e diagrama de contorno para diferentes configurações usando o gás Mix: a) Primeiro cordão com diâmetro de arame 0.8 b) Segundo cordão com diâmetro de arame 0.8, c) Primeiro cordão com diâmetro de arame 1.2 d) Segundo cordão com diâmetro de arame 1.2

Por meio dos gráficos de contorno, é possível observar que, para algumas das configurações feitas, os dados se comportaram de maneira não linear, aspectos que são facilmente visualizados com a aplicação de redes neurais artificiais.

6 CONCLUSÕES

O modelo alcançou uma acurácia de 78% referente aos dados de teste e a partir de sua função, revelando potencial da aplicação de RNAs na predição de ocorrência de perfurações. Pensando na aplicação do modelo para a regulagem correta dos parâmetros de soldagem para a soldagem de um chassi BAJA SAE, a partir das probabilidades fornecidas pelo modelo, a equipe BAJA UEA conseguiu avaliar novas configurações de solda dentro do domínio testado, para a melhoria contínua de seus veículos.

A partir das observações realizadas durantes os ensaios, formulou-se hipóteses para a ocorrência das perfurações, assim como para a falta de penetração de alguns corpos de prova. Para as ocorrências de perfuração no primeiro cordão, observou-se que o aumento da velocidade de alimentação do arame eletrodo, alinhado com maiores tensões da fonte, podem ter provocado um aumento do calor imposto, visto que o aumento da velocidade de alimentação do arame gera um aumento harmônico na corrente de soldagem. Um maior aporte de calor na junta soldada reduz a espessura relativa da chapa, favorecendo a penetração dos cordões. Em vista que os CPs têm uma parede de espessura 1,6mm, o material de base pode ser perfurado pela alta penetração do cordão produzido antes que este consiga se solidificar

Quanto as soldagens do segundo cordão, formulou-se a hipótese de que o calor fornecido pela soldagem do primeiro cordão da peça pode ter agido como um pré-aquecimento para a segunda soldagem, dessa forma, também reduzindo a espessura relativa da chapa e favorecendo a penetração de cordões até o ponto de perfurar o material de base.

Depois de avaliadas as curvas referentes às probabilidades de perfurações durante a soldagem, foi possível observar uma nítida diferença entre as probabilidades para as soldagens com diferentes diâmetros do arame eletrodo. O arame de diâmetro 1,2mm apresentou maiores probabilidades de perfuração ao longo do domínio testado. Este comportamento condiz com a literatura, visto que é necessária uma maior potência do arco para a fusão de arames maiores, além da diferença no tamanho das gotas que são expelidas pelo eletrodo, que transmitem um maior momento de inercia à poça de fusão.

Apesar do intervalo de tempo entre soldagens dos cordões não estar originalmente no delineamento deste trabalho, ainda é necessário a realização de mais ensaios a fim de avaliar a influência na ocorrência de perfurações em juntas soldadas. Uma vez que, para maiores intervalos, as temperaturas iniciais do segundo cordão se aproximariam mais da temperatura ambiente, dessa forma, aumentando a espessura relativa da chapa. Infelizmente, permanece o questionamento se intervalo de tempo é um fator significativo perante os demais testados.

A partir dos resultados vistos neste trabalho, a equipe Baja UEA optou pela utilização do arame eletrodo de 0,8mm como metal de solda e do gás argônio como gás de proteção, visto as menores probabilidade de perfuração para o domínio testado.

6.1 TRABALHOS FUTUROS

A fim de continuar a linha de pesquisa deste trabalho, nesta seção, são levantadas algumas proposições para trabalhos futuros relacionados a influência dos parâmetros na soldagem GMAW com a aplicações de *deep learning* na área da soldagem.

Durante o estudo, levantou-se a hipótese de o tamanho do corpo de prova influenciar na ocorrência de perfurações, visto que a energia transmitida pelo arco poderia chegar as bordas do corpo de prova, gerando um efeito de onda na propagação do calor na peça. Dessa forma, é valido o estudo da influência dos ciclos térmicos nas temperaturas alcançadas pela poça de fusão, uma vez que temperaturas maiores na solda diminuem a espessura relativa do corpo de prova, podendo vir a gerar cordões com maior penetração.

Visto que neste trabalho, não foi possível avaliar profundamente a influência do tempo de intervalo entre soldagem, propõe-se a construção de um modelo de predição de perfuração em juntas soldadas para tubos de espessura fina, utilizando o intervalo de tempo entre a soldagem dos cordões, junto às temperaturas fornecidas por termopares soldados junto a peça antes da soldagem do segundo cordão.

No estudo não foram avaliados demais problemas de qualidade como a falta de penetração dos cordões de solda, quantidade de respingos e *ramping*. Uma nova abordagem seria a construção de uma RNA de classificação multinominal para a predição de defeitos em soldagem GMAW a partir dos dados como a tensão do arco, corrente de soldagem, gás de proteção, diâmetro do arame e velocidade de soldagem. Desta forma, poderia ser realizada uma otimização multiobjetivo, a fim de garantir a qualidade dos cordões de solda.

•

7 REFERÊNCIAS

ALLEN JEFFREY, J.; SURESH KUMAR, S.; VAIDYAA, P.; NICHO, A.; CHRISH, A.; JOSHITH, J. Effect of turning parameters in cylindricity and circularity for o1 steel using ANN. **Materials Today: Proceedings**, 2021. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.11.518. Acesso em: 1 maio. 2022.

ALVES, A. do N. S. simulação numérica e experimental de soldagem em operação de um aço API 5L X80 com processo GMAW. 2019. [s. l.], 2019.

AWS. **AWS Handbook: WELDING PROCESSES**. 9th ed. ed. Miami, USA: American Welding Society, 2004. (PART 1).v. 2.

CRUZ NETO, R. M. de A. **Taxa de resfriamento na soldagem: um novo entendimento**. 2018. São Paulo, 2018.

ESAB. Apostila de Soldagem MIG/ MAG. [S. l.: s. n.].

HAYKIN, S. Neural Networks and Learning Machines. 3rd ed. ed. [S. l.]: Pearson Prentice Hall, 1999.

HUANG, Y.; YUAN, Y.; YANG, L.; ZHANG, Z.; HOU, S. A study on porosity in gas tungsten arc welded aluminum alloys using spectral analysis. **Journal of Manufacturing Processes**, v. 57, p. 334–343, 2020. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2020.06.033

MARQUES, P. V. Soldagem: fundamentos e tecnologia. 4. ed. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2017.

MOINUDDIN, S. Q.; HAMEED, S. S.; DEWANGAN, A. K.; RAMESH KUMAR, K.; SHANTA KUMARI, A. A study on weld defects classification in gas metal arc welding process using machine learning techniques. **Materials Today: Proceedings**, v. 43, 1st International Conference on Energy, Material Sciences and Mechanical Engineering, p. 623– 628, 2021. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.matpr.2020.12.159

NOMURA, K.; FUKUSHIMA, K.; MATSUMURA, T.; ASAI, S. Burn-through prediction and weld depth estimation by deep learning model monitoring the molten pool in gas metal arc welding with gap fluctuation. **Journal of Manufacturing Processes**, v. 61, p. 590–600, 2021. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2020.10.019

PERRET, W.; SCHWENK, C.; *et al.* Comparison of analitycal and numerical welding temperature field calculation." *Comput. master. Sci.* vol.47, no. 4. pp. 1005-1015. 2010.

RODRIGUES, L. de O. Análise e otimização de parâmetros na soldagem com arame tubular. 2005. - UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ, Itajubá, 2005.

SCOTTI, A. **Soldagem MIG/MAG: melhor entendimento, melhor desempenho**. 2. ed. ed. São Paulo: Artliber Editora, 2008.

SILVA, I. N. da. Redes neurais artificiais: para engenharia e ciências aplicadas. 2. ed. ed.

São Paulo: Artliber Editora, 2010.

THOMPSON MARTÍNEZ, R.; ALVAREZ BESTARD, G.; MARTINS ALMEIDA SILVA, A.; ABSI ALFARO, S. C. Analysis of GMAW process with deep learning and machine learning techniques. **Journal of Manufacturing Processes**, v. 62, p. 695–703, 2021. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2020.12.052

ZHANG, Z.; WEN, G.; CHEN, S. Weld image deep learning-based on-line defects detection using convolutional neural networks for Al alloy in robotic arc welding. **Journal of Manufacturing Processes**, v. 45, p. 208–216, 2019. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2019.06.023

APÊNDICE A

Corpo de Prova	Perfuração (S/N)	Intervalo entre soldagens (s)	Cordão (1°/2°)	Gás de proteção (Ar/ Mix)	Diâmetro do eletrodo (mm)	Posição chave de tensão (n)	Velocidade de aliment. do arame (m/min)
1a	N	**	1°	Ar	1,2	3	5
1b	Ν	8	2°	Ar	1,2	3	5
2a	Ν	**	1°	Ar	1,2	3	9
2b	Ν	10	2°	Ar	1,2	3	9
3a	Ν	**	1°	Ar	1,2	5	5
3b	Ν	22	2°	Ar	1,2	5	5
4a	S	**	1°	Ar	1,2	5	9
4b	S	23	2°	Ar	1,2	5	9
5*	Ν	**	1°	Ar	0,8	3	5
5b*	Ν	490	1°	Ar	0,8	4	5
6a*	Ν	**	1°	Ar	0,8	3	7
6b*	Ν	4194	1°	Ar	0,8	5	7
7a*	Ν	**	1°	Ar	0,8	4	9
7b*	Ν	135	1°	Ar	0,8	5	9
8a*	Ν	**	1°	Mix	0,8	3	5
8b*	Ν	656	1°	Mix	0,8	4	5
9a*	Ν	**	1°	Mix	0,8	3	7
9b*	Ν	142	1°	Mix	0,8	5	7
10a*	Ν	**	1°	Mix	0,8	4	9
10b*	S	399	1°	Mix	0,8	5	9
11a*	Ν	**	1°	Mix	1,2	4	5
11b*	Ν	136	1°	Mix	1,2	3	5
12a*	Ν	**	1°	Mix	1,2	3	7
12b*	S	169	1°	Mix	1,2	5	7
13a*	S	**	1°	Mix	1,2	4	9
13b*	S	155	1°	Mix	1,2	5	9

Tabela A.1. Anotações para os ensaios preliminares

*Os CPs de 5 a 13 foram testados com diferentes configurações em cada um de seus cordões, a fim de economizar tempo e recursos.

** não há intervalo de tempo entre soldagens para este cordão

Corpo de Prova	Perfuração (S/N/ NaN)	Intervalo entre soldagens (s)	Cordão (1°/2°)	Gás de proteção (Ar/ Mix)	Diâmetro do eletrodo (mm)	Posição chave de tensão (n)	Velocidade de aliment. do arame (m/min)
14a	Ν	**	1°	Ar	1,2	4	5
14b	Ν	9,15	2°	Ar	1,2	4	5
15a	Ν	**	1°	Ar	1,2	4	9
15b	S	9,15	2°	Ar	1,2	4	9
16a	Ν	**	1°	Ar	1,2	5	5
16b	Ν	6,29	2°	Ar	1,2	5	5
17a	S	**	1°	Ar	1,2	5	9
17b	S	7,37	2°	Ar	1,2	5	9
18a	N	**	1°	Ar	0,8	4	5
18b	Ν	11,03	2°	Ar	0,8	4	5
19a	NaN*	**	1°	Ar	0,8	4	9
19b	NaN*	6,73	2°	Ar	0,8	4	9
20a	Ν	**	1°	Ar	0,8	5	5
20b	Ν	241,63	2°	Ar	0,8	5	5
21a	Ν	**	1°	Ar	0,8	5	9
21b	S	8,36	2°	Ar	0,8	5	9
22a	Ν	**	1°	Mix	0,8	4	5
22b	Ν	5,91	2°	Mix	0,8	4	5
23a	Ν	**	1°	Mix	0,8	4	9
23b	S	5,68	2°	Mix	0,8	4	9
24a	Ν	**	1°	Mix	0,8	5	5
24b	Ν	10,36	2°	Mix	0,8	5	5
25a	Ν	**	1°	Mix	0,8	5	9
25b	S	8,019	2°	Mix	0,8	5	9
26a	Ν	**	1°	Mix	1,2	4	5
26b	S	6,08	2°	Mix	1,2	4	5
27a	S	**	1°	Mix	1,2	4	9
27b	S	8,21	2°	Mix	1,2	4	9
28a	Ν	**	1°	Mix	1,2	5	5
28b	S	5,93	2°	Mix	1,2	5	5
29a	S	**	1°	Mix	1,2	5	9
29b	S	9,06	2°	Mix	1,2	5	9

Tabela A.2. Anotações para os ensaios com arranjo fatorial completo

* O resultado para a amostra 28a e 28b não foi avaliado, em vista de um erro no preparo do corpo de prova

** não há intervalo de tempo entre soldagens para este cordão

Corpo de Prova	Perfuração (S/N)	Intervalo entre soldagens (s)	Cordão (1°/2°)	Gás de proteção (Ar/ Mix)	Diâmetro do eletrodo (mm)	Posição chave de tensão (n)	Velocidade de aliment. do arame (m/min)
30a	Ν	*	1	Mix	0,8	4	7
30b	Ν	5,4	2	Mix	0,8	4	7
31a	Ν	*	1	Mix	0,8	5	7
31b	Ν	4,33	2	Mix	0,8	5	7
32a	Ν	*	1	Mix	1,2	4	7
32b	S	4,79	2	Mix	1,2	4	7
33a	S	*	1	Mix	1,2	5	7
33b	S	5,28	2	Mix	1,2	5	7
34a	Ν	*	1	Ar	1,2	4	7
34b	S	4,47	2	Ar	1,2	4	7
35a	S	*	1	Ar	1,2	5	7
35b	S	5,25	2	Ar	1,2	5	7
36a	N	*	1	Ar	0,8	4	7
36b	N	5,39	2	Ar	0,8	4	7
37a	N	*	1	Ar	0,8	5	7
37b	N	4,94	2	Ar	0,8	5	7

Tabela A.3. Anotações de soldagem para o ponto central da velocidade de alimentação.

* não há intervalo de tempo entre soldagens para este cordão

Corpo de Prova	Perfuração (S/N/ NaN)	Intervalo entre soldagens (s)	Cordão (1°/2°)	Gás de proteção (Ar/ Mix)	Diâmetro do eletrodo (mm)	Posição chave de tensão (n)	Velocidade de aliment. do arame (m/min)
38a	Ν	*	1°	Ar	0,8	4	9
38b	Ν	9,33	2°	Ar	0,8	4	9
39a	Ν	*	1°	Ar	0,8	3	7
39b	Ν	6,15	2°	Ar	0,8	3	7
40a	N	*	1°	Ar	1,2	3	7
40b	N	8,79	2°	Ar	1,2	3	7
41a	S	*	1°	Ar	1,2	4	6
41b	S	9,28	2°	Ar	1,2	4	6
42a	S	*	1°	Ar	0,8	5	8
42b	S	7,74	2°	Ar	0,8	5	8
43a	Ν	*	1°	Ar	0,8	3	8
43b	N	9,52	2°	Ar	0,8	3	8
44a	Ν	*	1°	Ar	0,8	4	8
44b	N	7,39	2°	Ar	0,8	4	8

Tabela A.4. Anotações para os ensaios de teste do modelo

* não há intervalo de tempo entre soldagens para este cordão

APÊNDICE B

Corpo de Prova	Real	Perfuraçõe Predito	Prob. (%)	2°Cordão	Gás Mix	Diâmetro 1,2	Posição chave de tensão Normalizada	Velocidade de aliment. normalizada
1a	0	0	0,00	0	0	1	-1,886	-1,167
1b	0	0	0,00	1	0	1	-1,886	-1,167
2a	0	0	0,00	0	0	1	-1,886	1,234
2b	0	0	0,02	1	0	1	-1,886	1,234
3a	0	0	0,01	0	0	1	0,943	-1,167
3b	0	0	0,03	1	0	1	0,943	-1,167
4a	1	1	0,99	0	0	1	0,943	1,234
4b	1	1	0,99	1	0	1	0,943	1,234
5a	0	0	0,00	0	0	0	-1,886	-1,167
5b	0	0	0,00	0	0	0	-0,471	-1,167
6а	0	0	0,00	0	0	0	-1,886	0,033
6b	0	0	0,01	0	0	0	0,943	0,033
7a	0	0	0,03	0	0	0	-0,471	1,234
7b	0	0	0,03	0	0	0	0,943	1,234
8a	0	0	0,00	0	1	0	-1,886	-1,167
8b	0	0	0,01	0	1	0	-0,471	-1,167
9a	0	0	0,00	0	1	0	-1,886	0,033
9b	0	0	0,02	0	1	0	0,943	0,033
10a	0	0	0,04	0	1	0	-0,471	1,234
10b	1	1	0,85	0	1	0	0,943	1,234
11a	0	0	0,02	0	1	1	-0,471	-1,167
11b	0	0	0,00	0	1	1	-1,886	-1,167
12a	0	0	0,00	0	1	1	-1,886	0,033
12b	1	1	0,99	0	1	1	0,943	0,033
13a	1	1	0,99	0	1	1	-0,471	1,234
13b	1	1	0,99	0	1	1	0,943	1,234

 Tabela B.1 Quadro comparativo das repostas do modelo e as observações feitas na etapa preliminar

Corpo	Perfurações			2°Cordão	Gás	5 Diâmetro x 1,2	Posição chave	Velocidade de aliment	
Prova	Real	Predito	Prob. (%)		Mix	1,2	Normalizada	normalizada	
14a	Ν	Ν	0,01	0	0	1	-0,471	-1,167	
14b	Ν	Ν	0,07	1	0	1	-0,471	-1,167	
15a	Ν	Ν	0,05	0	0	1	-0,471	1,234	
15b	S	S	0,99	1	0	1	-0,471	1,234	
16a	Ν	Ν	0,01	0	0	1	0,943	-1,167	
16b	Ν	Ν	0,03	1	0	1	0,943	-1,167	
17a	S	S	0,99	0	0	1	0,943	1,234	
17b	S	S	0,99	1	0	1	0,943	1,234	
18a	Ν	Ν	0,00	0	0	0	-0,471	-1,167	
18b	Ν	Ν	0,13	1	0	0	-0,471	-1,167	
19a									
19b									
20a	Ν	Ν	0,00	0	0	0	0,943	-1,167	
20b	Ν	Ν	0,00	1	0	0	0,943	-1,167	
21a	Ν	Ν	0,03	0	0	0	0,943	1,234	
21b	S	S	0,94	1	0	0	0,943	1,234	
22a	Ν	Ν	0,01	0	1	0	-0,471	-1,167	
22b	Ν	Ν	0,05	1	1	0	-0,471	-1,167	
23a	Ν	Ν	0,04	0	1	0	-0,471	1,234	
23b	S	S	0,95	1	1	0	-0,471	1,234	
24a	Ν	Ν	0,00	0	1	0	0,943	-1,167	
24b	Ν	Ν	0,01	1	1	0	0,943	-1,167	
25a	Ν	S	0,85	0	1	0	0,943	1,234	
25b	S	S	0,99	1	1	0	0,943	1,234	
26a	Ν	N	0,02	0	1	1	-0,471	-1,167	
26b	S	S	0,98	1	1	1	-0,471	-1,167	
27a	S	S	0,99	0	1	1	-0,471	1,234	
27b	S	S	0,99	1	1	1	-0,471	1,234	
28a	Ν	Ν	0,03	0	1	1	0,943	-1,167	
28b	S	S	0,64	1	1	1	0,943	-1,167	
29a	S	S	0,99	0	1	1	0,943	1,234	
29b	S	S	0,99	1	1	1	0,943	1,234	

 Tabela B.2. Quadro comparativo das repostas do modelo e as observações feitas na etapa de ensaios com arranjo fatorial completo

Corp o de Prova	Real	Perfuraçõe Predito	Prob.	2°Cordão	Gás Mix	Diâmetro 1,2	Posição chave de tensão Normalizada	Velocidade de aliment. normalizada
			(70)					
30a	N	N	0,14	0	1	0	-0,471	0,033
30b	Ν	Ν	0,49	1	1	0	-0,471	0,033
31a	Ν	N	0,02	0	1	0	0,943	0,033
31b	N	N	0,37	1	1	0	0,943	0,033
32a	N	N	0,07	0	1	1	-0,471	0,033
32b	S	S	0,99	1	1	1	-0,471	0,033
33a	S	S	0,99	0	1	1	0,943	0,033
33b	S	S	0,99	1	1	1	0,943	0,033
34a	Ν	Ν	0,02	0	0	1	-0,471	0,033
34b	S	S	0,99	1	0	1	-0,471	0,033
35a	S	Ν	0,17	0	0	1	0,943	0,033
35b	S	S	0,99	1	0	1	0,943	0,033
36a	Ν	Ν	0,01	0	0	0	-0,471	0,033
36b	N	N	0,04	1	0	0	-0,471	0,033
37a	N	N	0,01	0	0	0	0,943	0,033
37b	Ν	Ν	0,02	1	0	0	0,943	0,033

Tabela B.3. Quadro comparativo das repostas do modelo e as observações feitas para os ensaios extras

Corpo		Perfuraçõe	2°Cordão	Gás	Diâmetro	Posição chave	Velocidade	
Prova	Real	RealPreditoProb. (%)Mix	Mix	1,2	Normalizada	normalizada		
38a	Ν	Ν	0,03	0	0	0	-0,471	1,234
38b	Ν	Ν	0,46	1	0	0	-0,471	1,234
39a	Ν	Ν	0,00	0	0	0	-1,886	0,033
39b	Ν	Ν	0,00	1	0	0	-1,886	0,033
40a	Ν	Ν	0,00	0	0	1	-1,886	0,033
40b	Ν	Ν	0,01	1	0	1	-1,886	0,033
41a	S	Ν	0,01	0	0	1	-0,471	-0,567
41b	S	S	0,65	1	0	1	-0,471	-0,567
42a	S	Ν	0,02	0	0	0	0,943	0,634
42b	S	Ν	0,18	1	0	0	0,943	0,634
43a	Ν	Ν	0,00	0	0	0	-1,886	0,634
43b	N	Ν	0,01	1	0	0	-1,886	0,634
44a	Ν	N	0,02	0	0	0	-0,471	0,634
44b	Ν	N	0,16	1	0	0	-0,471	0,634

Tabela B.4. Quadro comparativo das repostas do modelo e as observações feitas para a etapa de teste do modelo