



UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE
CENTRO TECNOLÓGICO
ESCOLA DE ENGENHARIA INDUSTRIAL METALÚRGICA DE VOLTA REDONDA
PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA METALÚRGICA

**DISSERTAÇÃO DE
MESTRADO**

**AVALIAÇÃO DA INFLUÊNCIA DAS
CONDIÇÕES EM ESTOQUE NAS
PROPRIEDADES ELÁSTICAS DO AÇO
CA60 UTILIZANDO-SE DE
INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL**



**ALUNO: GILSON VASCONCELOS BARBOSA
ORIENTADOR: Prof. JOSÉ ADILSON DE
CASTRO**

**Volta Redonda
2023**

UNIVERSIDADE FEDERAL FLUMINENSE
PÓLO UNIVERSITÁRIO DE VOLTA REDONDA
ESCOLA DE ENGENHARIA INDUSTRIAL METALÚRGICA DE VOLTA REDONDA
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA METALÚRGICA

GILSON VASCONCELOS BARBOSA

**AVALIAÇÃO DA INFLUÊNCIA DAS CONDIÇÕES EM ESTOQUE NAS
PROPRIEDADES ELÁSTICAS DO AÇO CA60 UTILIZANDO-SE DE
INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL**

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Metalúrgica, da Universidade Federal Fluminense, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Metalúrgica. Área de concentração Caracterização e Processamento de Materiais.

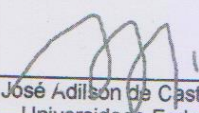
ORIENTADOR: Prof. José Adilson de Castro.

**Volta Redonda
2023**

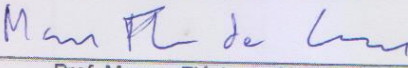
GILSON VASCONCELOS BARBOSA

**AVALIAÇÃO DA INFLUÊNCIA DAS CONDIÇÕES EM ESTOQUE NAS
PROPRIEDADES ELÁSTICAS DO AÇO CA60 UTILIZANDO-SE DE
INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL**

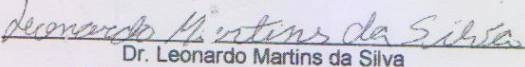
Defendido em 28 de setembro de 2023.



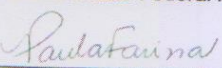
Prof. José Adilson de Castro, (Orientador)
UFF – Universidade Federal Fluminense



Prof. Marcos Flávio de Campos
UFF – Universidade Federal Fluminense



Dr. Leonardo Martins da Silva
UFF – Universidade Federal Fluminense



Profa. Paula Fernanda da Silva Farina
UNICAMP – Universidade Estadual de Campinas

V. Ita Redonda
2023

RESUMO

O campo da engenharia de construção civil é um mercado que está em crescente avanço, associado ao desenvolvimento do país. O aço, um dos principais materiais utilizados neste ramo, vem evoluindo para acompanhar este desenvolvimento. Para que este importante material ferroso continue competitivo, as siderúrgicas buscam evoluções microestruturais para que possam atender as propriedades mecânicas dos materiais exigidas nos dias de hoje. Esta mudança microestrutural está relacionada a tratamentos térmicos que envolvem transformações de fase no material e, também efeitos que ocorrerão ao longo de processos naturais em distintos materiais. Este trabalho apresenta uma ferramenta para a previsão na evolução na propriedade Relação Elástica do Arame Nervurado CA60 AM60B a partir de condições, possibilitando a decisão previa quanto a liberação do material após o estoque. Resultados de alto controle com ferramentas estatísticas demonstram a variação da propriedade em estudo. Com o uso de rede neural, foi possível uma previsão do acréscimo da propriedade Relação Elástica, em função de parâmetros de processo, prevendo assim faixas seguras para a liberação de material para sua comercialização junto ao mercado.

Palavras-chave: Aço ao Boro, Rede Neural, Relação Elástica, Trefilaria.

ABSTRACT

The field of civil construction engineering is a market that is growing in advance associated with the development of the country. Steel, one of the main materials used in this field, has been evolving to keep up with this development. For this important ferrous material to remain competitive, steelmakers are seeking a microstructural evolution to meet the mechanical properties of materials required today. This microstructural change is related to thermal treatments that involve phase transformations in the material, but also effects that will occur along natural processes in different materials. This work presents an evolution in the Elastic Ratio property of the Ribbed Wire CA60 AM60B in stock. High control results, together with statistical tools, demonstrate the variation of the property under study. With the use of a neural network, there is a prediction of the addition of the Elastic Relation property, with the control of process parameters, thus providing safe ranges for the release of material for commercialization in the market.

Keywords: Boron Steel, Neural Network, Elastic Ratio, Wire Drawing.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	10
2	MOTIVAÇÃO	11
3	OBJETIVOS	12
3.1	Objetivos Gerais	12
3.2	Objetivos Específicos	12
4	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	13
4.1	Aços de Baixo Teor de Carbono.....	13
4.1.1	Uso do Aço na Construção Civil	13
4.1.2	Aços Utilizados em Armaduras de Concreto	15
4.2	Processamento e Conformação de aços.....	16
4.2.1	Trefilação de aços.....	17
4.3	Mecanismos de Endurecimento e Relaxamento	18
4.3.1	Atmosferas de Cottrell	19
4.3.2	Efeito Snoek e Efeito Portevin-Le Chatelier	21
4.3.3	Envelhecimento Estático por Deformação	22
4.3.4	Formação de Carbonetos	25
4.4	Redes Neurais Artificiais.....	26
4.4.1	Perceptrons de múltiplas camadas	26
4.4.2	Aplicação de rede neural em previsões	31
5	MATERIAIS E MÉTODOS	33
5.1	Materiais	33
5.2	Ensaio de tração e metalografia	34
5.3	Utilização da rede neural	36
5.4	Formulação matemática da rede	37
5.5	Seleção de variáveis de estudo.....	39
5.6	Análise sistemática das propriedades mecânicas	39
5.7	Determinação da Energia de Ativação Aparente	41
6	RESULTADOS E DISCUSSÃO	42
6.1	Análise estatística de dados históricos da evolução da relação elástica	43
6.2	Validação de modelo de redes neurais utilizando dados históricos e do planejamento fatorial	51
6.3	Previsão de cenários para liberação de bobinas anteriormente não conformes	58
7	CONCLUSÕES	63
8	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	64

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Efeito da atmosfera de Cottrell formada por intersticiais de Carbono em uma rede de Ferro.	20
Figura 2: Efeito da temperatura em serrilhado em curvas de um aço.	22
Figura 3: Solubilidade do Nitrogênio e Carbono no Ferro.	23
Figura 4: Gráfico arquitetural de um perceptron de múltiplas camadas com duas camadas ocultas.	27
Figura 5: Ilustração das direções de dois fluxos de sinal básicos em um perceptron de múltiplas camadas - a propagação para frente de sinais funcionais e a retropropagação de sinais de erro.	28
Figura 6: Bobinas de 2 toneladas de CA60 armazenadas em estoque.....	34
Figura 7: Curva de tração de material ensaiado na unidade da Arcelormittal de São Paulo em software Panantec.	35
Figura 8: Fluxograma do algoritmo da rede neural.....	38
Figura 9: Carta de Controle de resultados de Ensaios de Tração demonstrando Relação Elástica de materiais com 0, 15 e 30 dias em estoque.	44
Figura 10: Teste de hipótese ANOVA demonstrando Relação Elástica de materiais com 0, 15 e 30 dias em estoque.	45
Figura 11: Análise metalográfica de seção transversal de arame 3,40mm de aço CA60 atacada com Nital 2% e ampliação de 200x de amostra retirada com 0 dias em estoque a) e amostra retirada com 30 dias em estoque b).....	46
Figura 12: Análise estatística de tamanho de grão de amostras com 0 e 30 dias em estoque.	47
Figura 13: Teste de hipótese demonstrando Relação Elástica de materiais com 0 e 15 dias em estoque.....	49
Figura 14: Gráfico da Relação Elástica obtida através de ensaios de tração após o processamento e ao longo de 21 dias.	50
Figura 15: Superfície de resposta da relação elástica do Aço CA 60 em função das variáveis independentes peso do material e dias de estoque.	53
Figura 16: Superfície de resposta da relação elástica do Aço CA 60 em função das variáveis independentes peso do material e Taxa de deformação.	54
Figura 17: Coeficientes do modelo de variação da relação elástica em função da taxa de resfriamento, taxa de deformação e dias em estoque.....	55
Figura 18: Curva de predição da rede MLP da razão elástica do aço CA 60 demonstrando a propriedade.	56
Figura 19: Curva demonstrando a evolução da Relação Elástica ao longo dos dias (azul) sobrepondo-se à previsão da Rede MLP 3-3-2-1 (vermelho).	57
Figura 20: Curva demonstrando a evolução da Relação Elástica dos diversos cenários de bobinas anteriormente reprovadas.	59

Figura 21: Curva de resfriamento de bobina de CA60 representando queda de energia térmica.	60
Figura 22: Curva demonstrando a evolução da Relação Elástica dos diversos cenários de bobinas em um mesmo plano.....	61

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Parâmetros de difusão do Carbono e Nitrogênio na Ferrita.....	24
Tabela 2: Composição química de um aço AM60B da Arcelormittal.	33
Tabela 3: Diferentes dependências das propriedades com a microestrutura dos materiais.....	52
Tabela 4: Diferentes cenários de bobinas de CA60 3,40mm para previsão de propriedade de Relação Elástica final.	58
Tabela 5: Energia de ativação e coeficiente de correlação das retas obtidas através dos 6 cenários previstos pela RNA.	62

1 INTRODUÇÃO

A humanidade está em constante evolução, exigindo cada vez mais a aplicação de tecnologias em bens de consumo para satisfazer suas necessidades. Estes bens de consumo exigem materiais cada vez mais sofisticados e com boa relação desempenho/custo, que atendam aos requisitos mecânicos, químicos e físicos necessários para as mais variadas aplicações. Os produtos de aço possuem aplicação praticamente universal, graças à capacidade que têm de assumir diversos perfis de propriedades, através da sua capacidade de variação da composição, com teores diferentes de elementos de liga, além de tratamentos térmicos e mecânicos aos quais estes produtos possam ser submetidos.

Podemos afirmar que a metalurgia física de materiais ferrosos continua sendo um campo ativo e frutífero, no qual o aço continua sendo a liga metálica utilizada em maior amplitude, necessitando assim de estudos cada vez mais avançados para a evolução deste material que tanto atende ao mercado consumidor.

A metalurgia dos aços baixo carbono e baixa liga usados vem evoluindo continuamente através dos últimos anos, sendo capaz de proporcionar uma maior economia e eficiência na fabricação e aplicação mais duráveis.

Vários são os elementos utilizados em ligas, no entanto o boro tem sua vantagem financeira em relação aos demais, sendo assim, utilizado em arames trefilados. Apenas pequenas dosagens já são suficientes para garantir ao material boa temperabilidade, baixa dureza na condição pós laminação, alterações na ductilidade e redução dos efeitos do envelhecimento dinâmico [1].

O vergalhão CA60 é produzido com aço de baixo teor de carbono sendo bastante utilizado na construção civil brasileira devido à sua alta resistência, ótima soldabilidade, além de maior aderência do aço ao concreto, proporcionando estruturas de concreto armado mais leves, sendo indicado para a produção de treliças, telas e estribos [2].

Nesse trabalho procura-se demonstrar a evolução na propriedade mecânica Relação Elástica, a partir de Ensaio Mecânicos de Tração, ocorrida em estoque do material CA60 AM60B. Também, com o auxílio de rede neural, entender a influência de parâmetros de processo, podendo assim prever o resultado de saída, auxiliando na tomada de decisão na disposição de materiais.

2 MOTIVAÇÃO

A propriedade mecânica Relação Elástica comumente não apresenta problema no fio de aço CA60 após sua aplicação em linhas de eletrosoldagem, como produção de telas e armaduras treliçadas, tampouco após processos de endireitamento, corte e dobra. Porém o fio de aço CA60 pode apresentar baixa Relação Elástica quando comercializado em rolos e bobinas, por apresentar Limite de Escoamento muito próximo ao Limite de Resistência, estando assim não apto segundo Norma NBR 7480.

Após ocorrências de reprovação na propriedade Relação Elástica em unidades da Trefilaria da Arcelormittal, ocasionando em segregação de material e até mesmo disposição de sucateamento, deu-se início ao estudo de como essa propriedade pode sofrer alterações ao longo do processo produtivo e até mesmo em etapas de armazenamento no material acabado.

Com o entendimento da alteração da propriedade em questão e controle de parâmetros de processo, torna-se capaz a previsão de cenários, auxiliando assim na tomada de decisão para disposição de materiais. Materiais que em primeiro momento estariam reprovados por baixa Relação Elástica, podem aumentar essa propriedade mecânica, tornando assim aptos a comercialização.

3 OBJETIVOS

3.1 Objetivos Gerais

Desenvolver um procedimento baseado em método estatístico e redes neurais artificiais para previsão de relação elástica do arame CA60. Neste sentido, aprofundar o conhecimento nas propriedades mecânicas do aço AM60B, em particular do arame nervurado CA60 3,40 mm utilizado principalmente na indústria de construção civil.

Entender a influência de parâmetros de processo na produção do fio trefilado CA60 para controle de entradas e saídas.

Aplicar-se de técnicas estatísticas, inteligência artificial e rede neural para o auxílio de uma manufatura assistida e controlada.

Criar metodologia de avaliação e análise de liberação de bobinas em estoque.

3.2 Objetivos Específicos

Aprofundar em análise estatística de dados históricos e realizar um planejamento fatorial para guiar a sequência de experimentos industriais.

Estruturar uma rede neural tipo multi layer perceptron (MLP) com treinamento, validação e aplicações em cenários futuros, visando a tomada de decisão para liberação de materiais.

4 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

4.1 Aços de Baixo Teor de Carbono

Aços com baixo teor de carbono vem sendo utilizados na indústria brasileira há décadas, devido sua alta versatilidade e baixo custo de produção, comparados a aços com adição de mais elementos de liga. Facilidade na conformação mecânica e alta soldabilidade são características desses aços com baixo carbono equivalente, facilitando assim sua aplicação em diferentes segmentos da indústria [3].

A otimização de ligas metálicas – particularmente aços – requer um conhecimento aprofundado sobre seus mecanismos microestruturais de endurecimento. O princípio básico por trás destes mecanismos consiste em dificultar ao máximo a mobilidade das discordâncias presentes na estrutura cristalina do metal, já que são justamente estes defeitos que fazem com que a resistência mecânica dos materiais reais seja menor que 10% do valor teoricamente possível [4].

Com base nessa ampla gama de mecanismos de aumento de resistência, pode-se manter o aço baixo carbono e baixa liga em um ambiente competitivo, pois suas propriedades podem ser drasticamente aumentadas através de alterações em sua composição química, como também em seu tipo de processamento mecânico.

4.1.1 Uso do Aço na Construção Civil

Existem mais de 3500 tipos diferentes de aços e cerca de 75% deles foram desenvolvidos nos últimos 20 anos. Os aços-carbono possuem em sua composição apenas quantidades limitadas dos elementos químicos, ajustados conforme o interesse de sua utilização. Na construção civil, o interesse maior recai sobre os chamados 'aços estruturais de média e alta resistência mecânica', termo designativo de todos os aços que, devido à sua resistência, ductilidade e outras propriedades, são adequadas para a utilização em elementos da construção sujeitos a carregamento [5].

A composição química determina muitas características dos aços para aplicações estruturais, permitindo sua obtenção com qualidades mecânicas e propriedades diferenciadas, a partir de pequenas variações dos elementos componentes deste material. Os aços são ligas ferro-carbono que podem ter até dois por cento de teor de carbono em sua composição, embora este valor no mercado não ultrapasse um por cento, a fim de evitar a alta dureza e possibilitar sua aplicação. Os

outros elementos constituintes do material são o manganês (Mn), o silício (Si), o fósforo (P) e o enxofre (S), que são elementos residuais resultantes do processo de fabricação [6]. Os principais requisitos para os aços destinados à aplicação estrutural são: elevada tensão de escoamento, elevada tenacidade, boa soldabilidade, homogeneidade microestrutural, susceptibilidade de corte por chama sem endurecimento e boa trabalhabilidade em operações tais como corte furação e dobramento, sem que se originem fissuras ou outros defeitos [5].

Os aços comuns, como, por exemplo, aqueles utilizados nas armaduras de concreto armado, se diferem dos especiais pela proporção de seus elementos e adição de novos elementos de acordo com sua finalidade. Diferentes elementos exercem diferentes funções na formação do aço, como o aço inoxidável, que além dos elementos residuais, contém o cromo e, às vezes, níquel, tornando-o resistente à corrosão. A presença de alguns elementos na composição dos aços, consequência do processo de fabricação, e de ligas, resultam em aços fabricados para diversas funções, sendo a classificação e os tipos dos aços dependentes de sua composição química [5,6].

Os aços utilizados na construção civil, os chamados aços estruturais, são aqueles que, devido às suas propriedades de resistência, ductilidade e outras, são adequados para a utilização em elementos que suportam cargas. São apresentados nas normas de dimensionamento NBR 8800, AISC/LRFD e AISI/LRFD e são classificados em diversos tipos. As propriedades mecânicas definem o comportamento do aço quando sujeito a esforços mecânicos e determinam a capacidade do material de resistir e transmitir os esforços aplicados sem que haja ruptura ou deformação excessiva [6].

Um fator importante a ser observado no emprego do aço é a corrosão, alteração físico-química sofrida por uma substância devido à sua reação com o meio. Estas alterações transformam o aço em compostos químicos semelhantes ao minério de ferro, fazendo com que o material perca características essenciais como resistência mecânica, elasticidade, ductilidade, entre outras, além da redução da seção resistente. Nos metais, a corrosão se dá por corrosão química ou eletrolítica, sendo a última mais frequente. Soluções inadequadas devem ser evitadas na fase do projeto, para que não sejam executadas e prejudiquem a estrutura posteriormente [7].

Muitas vezes, para peças de aço serem transformadas em elementos estruturais, são utilizados processos de soldagem. Sendo assim, a soldabilidade é

uma propriedade de extrema importância para o material. Para sua execução é necessário que o aço seja composto por elementos químicos em percentuais ideais.

Caso isso não aconteça, precauções especiais devem ser consideradas, acarretando, muitas vezes, no aumento do custo do produto final [6].

4.1.2 Aços Utilizados em Armaduras de Concreto

O concreto armado é a união do concreto com a armadura, construída por barras de aço, sendo considerado o material de construção mais usado no planeta. Basicamente, é utilizado nas estruturas, que é a parte resistente da construção e deve ter a função de resistir às diversas solicitações e transmiti-las para o solo [8].

Os principais elementos estruturais de uma construção civil, de acordo com Pinheiro, são:

- Lajes: são placas que recebem as cargas permanentes, assim como ações de uso, e as transmitem para os apoios, travam os pilares e distribuem as ações horizontais entre os elementos de contraventamento.

- Vigas: são barras horizontais que delimitam as lajes, suportam paredes e recebem ações das lajes ou de outras vigas, e as transmitem para os apoios.

- Pilares: são barras verticais que recebem as ações das vigas ou das lajes e dos andares superiores, e as transmitem para os elementos inferiores ou para a fundação. A fundação são elementos como blocos, radier, sapatas e estacas que transferem os esforços para o solo [8].

De acordo com Peinaldo et al. [9], pode-se trabalhar o aço em uma obra de duas maneiras:

- a) Cortando, dobrando e montando na obra e, previamente, adquire-se o aço em barras retas de 12m de comprimento e nos diâmetros especificados, realizando todo o serviço de corte, dobra e montagem no canteiro de obras. Sua desvantagem é que a necessidade de mais mão-de-obra (armador e ajudante).

- b) Adquirindo cortado e dobrado, apenas montado na obra, considerada a maneira ideal para grandes obras, onde se consome grandes quantidades de aço. É mais prático comprar cortado e dobrado de acordo com o seu projeto, sendo que o fornecedor também disponibiliza essa opção. A desvantagem é que o projeto da armação deve estar perfeito para não ocorrer desvios [9].

A norma NBR 7480:2007 [10] é a responsável por especificar o aço destinado para armaduras de estrutura de concreto armado. De acordo com ela, podemos verificar quais os aços indicados para este tipo de construção. Nesta, são classificados conforme sua resistência, definida por sua composição e processo de fabricação. No mercado são encontradas na forma de barras de diâmetros variados de 3,40 mm a 40 mm.

O aço CA-25 é pouco utilizado, tem superfície obrigatoriamente lisa e é fabricado através de laminação a quente.

O aço CA-50 é muito utilizado, tem a superfície nervurada e é fabricado através do processo de laminação a quente. Este tipo de aço apresenta capacidade de soldabilidade com ótimo dobramento e alta resistência.

O aço CA-60 é utilizado em meia escala, tem superfície nervurada e é fabricado através do processo de trefilação [10].

A propriedade mecânica Relação Elástica, que consiste na razão entre o Limite de Resistência e o Limite de escoamento do material, tem como limite inferior o valor de 1,05.

4.2 Processamento e Conformação de aços

O processo de conformação dos metais se dá pela modificação da forma anterior desse corpo metálico para uma outra forma definida.

Os processos mecânicos são constituídos pelos processos de conformação plástica, onde as tensões aplicadas são geralmente inferiores ao limite de resistência do material, e pelos processos de usinagem, onde as tensões aplicadas são sempre superiores ao limite de resistência, sendo assim, a forma final, obtida por retirada de material.

Devido à sua natureza, esses processos são também denominados “processos de conformação mecânica”.

O estudo dos processos de conformação plástica dos metais é importante, pois geralmente todos os produtos metálicos produzidos industrialmente serão submetidos a um ou mais estágios desses processos ao longo de seu processamento. Logo, os processos de conformação plástica permitem a fabricação de peças no estado sólido com características controladas. De maneira geral, esses processos têm

a finalidade de conformar um material bruto, deixando-o em sua forma final conforme as especificações e dimensões exigidas [2,4].

O processo de deformação plástica é irreversível e a maior parcela do trabalho de deformação é transformada em calor. As tensões no estado final dependem do caminho seguido na deformação, desenvolvendo uma orientação preferencial ou textura, no qual certos planos cristalográficos tendem a se orientar de uma maneira preferencial, com respeito à orientação de máxima deformação. No caso de arames, esse tipo de deformação tende a alinhar uma direção de cada cristal paralelamente ao eixo do arame.

Os processos de conformação plástica podem ser classificados de acordo com o princípio de força predominante: processo de conformação por compressão direta, processo de conformação por compressão indireta, processo de conformação por tração, processo de conformação por cisalhamento e processo de conformação por flexão.

Nos processos por conformação por compressão direta, a solicitação da tensão externa sobre a peça é predominante. Desta forma, podemos classificar processos com essas características, tais como o processo de forjamento e o processo de laminação.

Nos processos de conformação por compressão indireta, as forças externas aplicadas sobre a peça podem ser tanto de tração como de compressão. Porém as que efetivamente provocam a conformação plástica do metal são de compressão indireta, forças desenvolvidas pela reação da matriz sobre a peça. Os principais processos que se enquadram nesse grupo são a trefilação e a extrusão, de tubos e fios, e a estampagem profunda de chapas. No processo de trefilação a solicitação externa é de tração e nos processos de extrusão e embutimento de chapas, de compressão [2,4].

4.2.1 Trefilação de aços

O processo de trefilação é caracterizado pela redução de área do fio máquina, através de esforços de tração e compressão, tendo como principais objetivos a obtenção de diâmetros menores com precisão dimensional, controle de propriedades mecânicas e acabamento superficial para diversas aplicações: fios de aço para

construção civil, arame recozido, pregos, parafusos, arames para amarração, entre outros [11].

4.2.1.1 Trefilação de Arame Nervurado CA60

Para a fabricação de CA60 o processo utilizado pode ser o de Trefilação ou a Laminação a Frio. Em ambos os processos, são obtidos produtos de mesmas propriedades mecânicas. A matéria prima utilizada para este processo é um fio-máquina em rolo, obtido por laminação a quente. Este material é liso e tem baixo teor de carbono. O rolo de fio máquina é colocado em um desbobinador e puxado por uma de suas pontas, sofrendo uma redução de diâmetro através da passagem por fieiras, no caso da Trefilação, ou através de roletes, no caso da laminação a frio. A redução total poderá ser feita através da passagem por duas, três ou mais fieiras de diâmetros diferentes, ou através da passagem por dois, três ou mais conjuntos de roletes. Após todas as reduções necessárias, o material, no seu diâmetro final, passa por um sistema de roletes entalhadores para a agravação dos entalhes superficiais, conforme exigido por norma. Na saída deste equipamento, há um sistema formador de rolos, os quais são posteriormente amarrados [11].

Na década de 1960, Gokuy e Saito [12], na tentativa de eliminar ou mitigar os efeitos negativos do emprego da fieira, implementaram o primeiro sistema de trefilação por conjunto de roletes. Ele foi concebido com dois pares de discos, no primeiro o material de entrada era conformado com seção transversal ovalada e no segundo era arredondado. Os principais inconvenientes da conformação por fieira eram a elevada fricção no núcleo da matriz, redução na eficiência da deformação, limitação na velocidade e grau de redução por passe na trefilação, sendo agravado pela falta de lubrificação. Os sistemas mais modernos são compostos por duas seções, cada qual com 3 discos [13], em um conjunto de roletes denominado cassete. Comumente os laminadores a frios são constituídos de 3 passes de redução.

4.3 Mecanismos de Endurecimento e Relaxamento

Uma razão para a versatilidade dos materiais metálicos reside na ampla gama de propriedades mecânicas que eles possuem, as quais são possíveis de serem administradas de várias maneiras. O desenvolvimento da microestrutura em ligas,

tanto monofásicas como polifásicas, envolve normalmente algum tipo de transformação de fase — uma alteração no número e na natureza das fases. Uma vez que a maioria das transformações de fases não ocorre instantaneamente, são feitas considerações quanto à dependência do progresso da reação em função do tempo, ou a taxa de transformação [2,14,15].

No processamento de materiais é importante considerar as transformações de fases que sempre envolvem alterações microestruturais. Para os propósitos desta discussão, essas transformações estão divididas em três classificações. Em um grupo estão as transformações simples, que dependem de difusão, onde não existe qualquer alteração no número ou na composição das fases presentes. Estas incluem a solidificação de um metal puro e a recristalização e o crescimento do grão [2,14,15].

Em um outro tipo de transformação, que depende da difusão, existe alguma alteração nas composições das fases e, frequentemente, também no número de fases que estão presentes; normalmente, a microestrutura final consiste em duas fases. A reação eutetóide é desse tipo [14].

O terceiro tipo de transformação se processa sem a ocorrência de difusão, onde tem lugar a produção de uma fase metaestável. A partir de um momento em que obtemos uma supersaturação de carbono em uma fase, temos um exemplo dessa terceira transformação. Porém, com energias de ativação, esse carbono irá passar para estágios metaestáveis de menor energia, como a formação de carbonetos de transição, como exemplo o carboneto épsilon, e posteriormente carbonetos convencionais como a cementita [14].

4.3.1 Atmosferas de Cottrell

O conceito de atmosferas de Cottrell foi introduzido por A. H. Cottrell e B. A. Bilby em 1949 em ciências dos materiais para a explicação de ancoragem e liberação de movimentação de discordâncias em nuvens de carbono, nitrogênio e boro [20].

As atmosferas de Cottrell ocorrem em materiais com estruturas cristalinas cúbicas tanto de corpo centrado (CCC) quanto de face centrada (CFC). Além da rede poder ser formada por diferentes metais, como ferro e níquel, os solutos também podem ser diversos, como nitrogênio, hidrogênio, oxigênio e boro [17].

Como esses átomos intersticiais distorcem ligeiramente a rede, haverá um campo de tensão residual associado ao arredor do interstício. Esse campo de tensão

pode ser aliviado pelo átomo intersticial difundindo-se em direção a um deslocamento, que contém uma pequena lacuna em seu núcleo, tendo maior liberdade de movimentação.

A atmosfera de Cottrell fixa o deslocamento de discordâncias em suas concentrações de átomos de soluto em solução sólida. Assim criando uma barreira para mover o deslocamento para fora dessa atmosfera de Cottrell, gerando um aumento de energia, portanto, não é favorável para que o deslocamento avance no cristal.

Uma vez que o deslocamento se torna fixado pela atmosfera, uma grande força é necessária para desancorar o deslocamento antes do escoamento do material. Após a liberação desses deslocamentos já não fixados, passam a ser livres para percorrer a rede do cristal, o que resulta em menor ponto de escoamento, assim o material deformando de maneira mais livre [17].

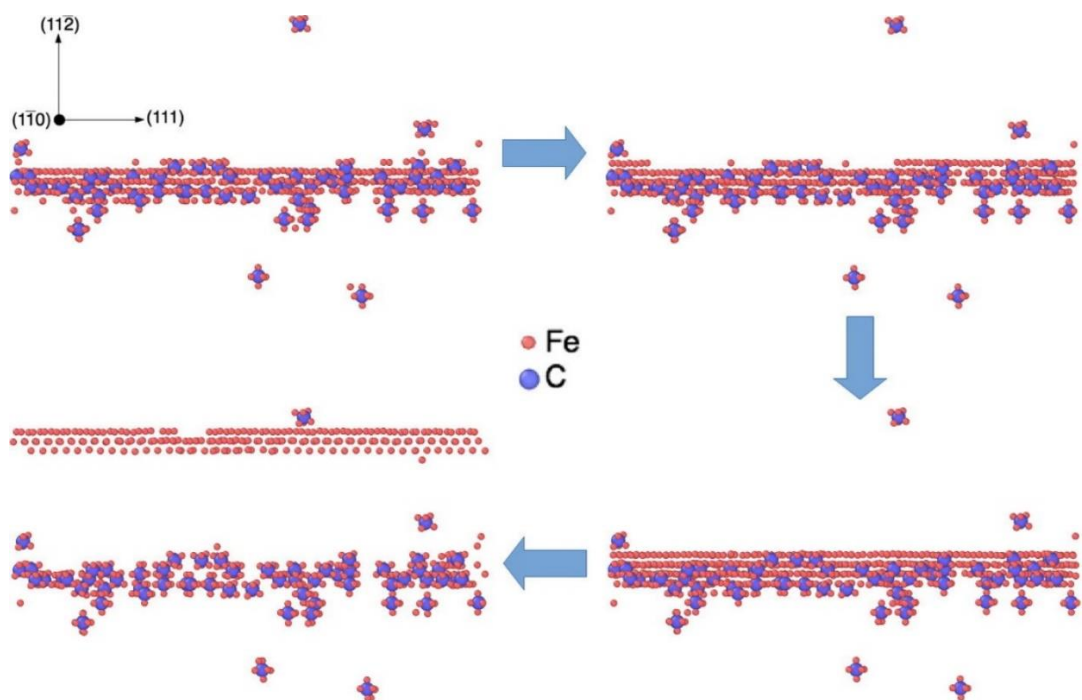


Figura 1: Efeito da atmosfera de Cottrell formada por intersticiais de Carbono em uma rede de Ferro.

Fonte: Veiga (2015) [18].

Simulações realizadas em rede cristalina de ferro CCC mostra forte segregação de carbono em deslocamentos de discordâncias de tipo hélice em aços de teores de carbono que variam de 20 a 500 ppm, típico aços de ultrabaixo e baixo

carbono. Simulações de dinâmica molecular são então realizadas usando as coordenadas atômicas de atmosferas de Cottrell equilibradas. As tensões necessárias para que o deslocamento da discordância em hélice se liberte da atmosfera de átomos de carbono são muito altas em comparação com o carbono em solução sólida [18].

4.3.2 Efeito Snoek e Efeito Portevin-Le Chatelier

O Efeito Snoek foi descoberto por Snoek em 1941, em estudo de interações entre átomos intersticiais e os deslocamentos de discordâncias em metais provocados por deformação [17]. Também conhecido como relaxamento S-K (Snoek- Köster), o fenômeno consiste na mudança de tensão da linha de deslocamento que controla a mobilidade dos deslocamentos das discordâncias.

Segundo a teoria [17], a força de relaxamento é proporcional à densidade de deslocamentos e ao quadrado do comprimento dos segmentos de deslocamento que participam das vibrações. A entalpia de relaxamento tem sido apresentada como uma soma daquelas para migração intersticial dentro das atmosferas e sua ligação a deslocamentos. Foi observado que o crescimento da amplitude está relacionado com o aumento do teor de carbono no ferro α .

Esse efeito descreve a ancoragem e destravamento da movimentação de discordâncias, em sua grande parte lineares do tipo hélice, através de barreiras formadas por átomos de solutos que podem ser de carbono, nitrogênio, hidrogênio e boro. Essa liberação e travamento tem característica de oscilação que pode ou não ser demonstrada em curva de ensaios de tração. Quando bem demonstrada, apresenta aspecto serrilhado ao longo da curva próximo ao limite de escoamento.

Outro efeito similar que possui mecanismos comuns é o efeito Portevin-Le Chatelier (PLC), que descreve fluxo irregular em curva tensão-deformação em alguns materiais à medida que sofrem deformação plástica. Este efeito tem sido associado há muito tempo com o envelhecimento dinâmico da tensão ou a competição entre solutos difusores que fixam deslocamentos e deslocamentos que se libertam dessa paralisação [21].

Diversas condições afetam o efeito PLC, desde a composição química do material, influenciando na concentração de solutos, também a temperatura é um fator muito importante para a intensidade do fenômeno. A temperatura afeta tanto a

velocidade de propagação da banda através do material quanto a deformação crítica. A velocidade de propagação da banda é proporcional à temperatura. O efeito da temperatura no regime PLC é causado pelo aumento da capacidade dos solutos de se difundirem para os deslocamentos com o aumento da temperatura [22].

Portevin-Le Chatelier explicam que os solutos intersticiais como o Carbono e Nitrogênio sofrem aumento da energia térmica em temperaturas entre 100–200°C que provocam o travamento e liberação de discordâncias quando sofrem deformação, onde subsequente são capturadas novamente por atmosferas de solutos, fazendo com que apareça o serrilhado na parte da deformação plástica [23].

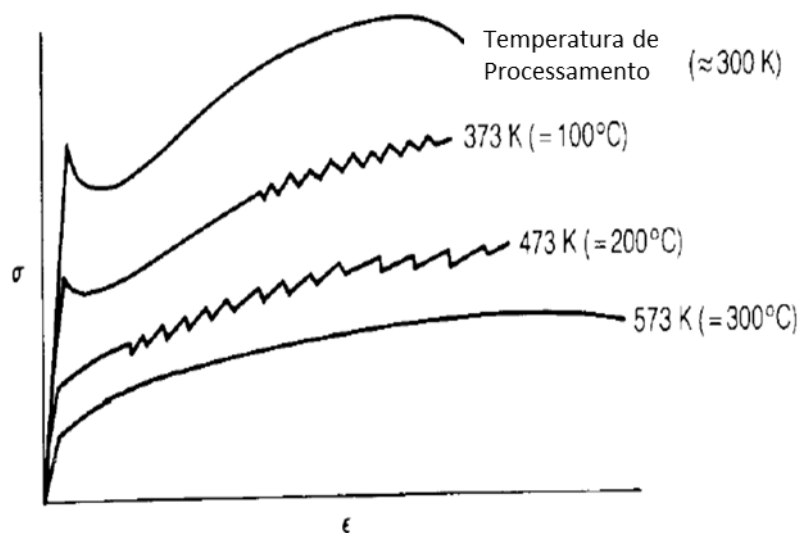


Figura 2: Efeito da temperatura em serrilhado em curvas de um aço.

Fonte: Portevin-Le Chatelier (1923) [23].

4.3.3 Envelhecimento Estático por Deformação

O envelhecimento estático no aço ocorre a partir do processo de difusão de diferentes elementos de liga presentes no material, com base em energias de ativação que desencadearão em específicas faixas de temperatura.

Dentre esses elementos presente na liga, destaca-se a difusão do carbono e nitrogênio, como citado anteriormente. A efetividade da difusão do carbono e do nitrogênio no processo de envelhecimento estático por deformação se dá em função de três fatores [16]:

- (a) Suas solubilidades na fase ferrita;
- (b) Seus coeficientes de difusão;
- (c) A gravidade com que cada um bloqueia as discordâncias.

A principal diferença entre carbono e nitrogênio surge de suas solubilidades amplamente diferentes em ferrita. A figura 3 abaixo demonstra que a solubilidade do nitrogênio acima de 200°C (onde pode ocorrer precipitação rápida) é maior que a do carbono.

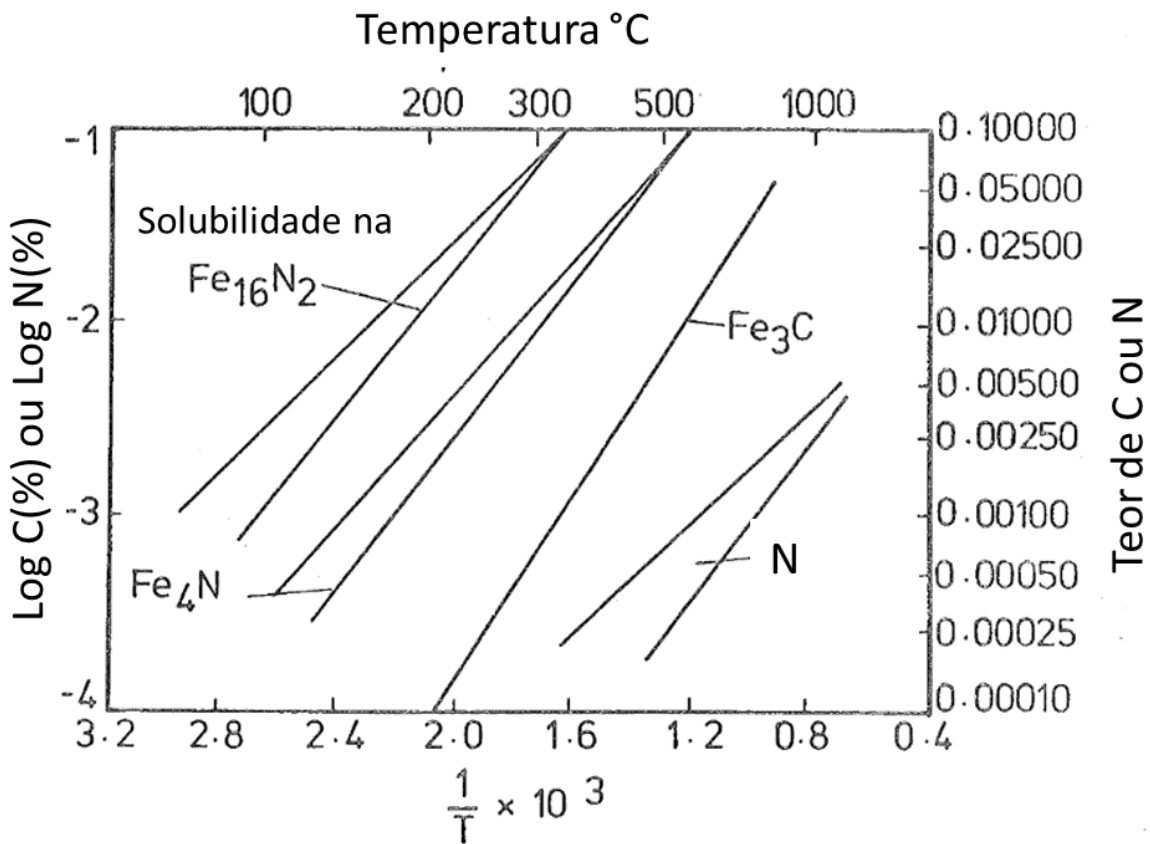


Figura 3: Solubilidade do Nitrogênio e Carbono no Ferro.

Fonte: Pussegoda (1978) [16].

Como resultado, desde que núcleos bem dispersos de carbono estejam presentes, a quantidade de carbono na solução sólida intersticial será muito baixa abaixo de 200°C. No entanto, como resultado de sua solubilidade, uma proporção razoável de átomos de nitrogênio pode ser mantida em solução sólida supersaturada, disto, medições de atrito interno mostram que na ausência de trabalho a frio a precipitação de tais supersaturações é muito lenta [16]. A solubilidade do nitrogênio à temperatura ambiente extrapola de 10^{-4} para 10^{-5} a % em peso, mas pode ser

provável que precipitados de Fe₄N e Fe₁₆N₂ menos estáveis possam se dissolver na presença de discordâncias para fornecer mais átomos de nitrogênio para o bloqueio das discordâncias, especialmente para a formação de Atmosferas de Cottrell [17]. Estas observações sugerem que o efeito do nitrogênio no envelhecimento por deformação pode não ser muito dependente de tratamento prévio e, portanto, o nitrogênio pode causar envelhecimento prematuro quando envelhecido a 100 ° C ou menos. Também pode ser demonstrado que à temperaturas próximas a 100°C, há evidência de partículas finas de carboneto se dissolvendo para produzir envelhecimento por deformação. A partir dessas observações, precipitados de Fe₃C podem ocorrer em aços normalmente resfriados a temperaturas próximas a 150°C para proporcionar envelhecimento por deformação devido ao travamento por deslocamento de átomos de carbono. Envelhecimento por deformação também pode ser causado por carbono intersticial abaixo dessas temperaturas devido ao fato de ser mantido em solução sólida supersaturada após resfriamento rápido na faixa de austenita [16].

Os coeficientes de difusão do Carbono e Nitrogênio na ferrita estão descritos na tabela 1 abaixo, para demonstração da mobilidade em baixas temperaturas.

Tabela 1: Parâmetros de difusão do Carbono e Nitrogênio na Ferrita.

Intersticial	$D_0 / \text{m}^2 \text{s}^{-1}$	$Q_0 / \text{kJ mol}^{-1}$	b_1	Aplicabilidade
Carbono	2.72×10^{-7}	59.6	0.337	230-1170K
Nitrogênio	2.42×10^{-7}	59.7	0.266	220-1742K

Fonte: Bhadeshia (2021). [24]

4.3.4 Formação de Carbonetos

Com o aumento de energia térmica em aços, pode haver a possibilidade de formação de carbonetos, que a princípio estariam extintos na microestrutura do material. A formação desses carbonetos está associada a segregação de carbono para os defeitos de redes. Estas reações ocorrem pelo processo de difusão do soluto na matriz e são influenciadas pela adição de elementos de liga.

Mesmo em temperaturas próximas à temperatura ambiente, os átomos de carbono podem difundir para as discordâncias, contornos de grãos e subcontornos de grãos, formando um agrupamento de solutos.

Redes cristalinas sofrem alteração de orientação, e até mesmo concentração de átomos, a partir de energias de ativação iniciais. Isto pode até mesmo criar zonas de difusão internas ao grão, com passagens para átomos intersticiais [25].

Estes aglomerados de soluto precipitam em carbonetos metaestáveis, como o carboneto ϵ (épsilon) $Fe_{2,4}C$, e o carboneto η (eta), Fe_2C , que crescem com o aumento de teor de carbono no aço. Devido a precipitação desses carbonetos, ocorre uma redução de energia de deformação, gerada a partir da distorção da rede cristalina pelos átomos intersticiais [26].

O boro é frequentemente utilizado em ligas como intersticial, para melhorar propriedades mecânicas. Em comparação com outros elementos intersticiais, a formação a entalpia de B é menor, então, a incorporação de B é benéfica à formação de segunda fase dura. Os resultados mostram que quanto mais B é adicionado, mais óbvio o limite de elasticidade e o efeito de levantamento plástico da liga. Ao mesmo tempo, pode refinar grãos e melhorar as propriedades mecânicas dos materiais [27].

A precipitação do carboneto ϵ (épsilon) $Fe_{2,4}C$, e o carboneto η (eta), Fe_2C acontece entre 80-200°C, onde este processo causa aumento adicional na resistência do material seguido por diminuição da resistência. Tal processo se dá pela difusão de átomos de ferro ao longo das discordâncias para acomodação do desajuste de volume entre o carboneto e a matriz [28].

4.4 Redes Neurais Artificiais

Redes neurais são modelos computacionais com processamento paralelamente distribuídos com a capacidade de aprender e generalizar. A generalização define o fato da rede neural produzir saídas adequadas para entradas não presentes durante o aprendizado [29].

As previsões desempenham um papel vital na ciência moderna e tecnologia. ANN é um programa de computador fisicamente agitado projetado para replicar o sistema no qual o cérebro humano natural processa informações, fornecendo uma gama de poderosas novas técnicas para resolver problemas em ciência dos materiais e aplicações de engenharia [30].

As capacidades preditivas de ANN são baseadas no treinamento em dados experimentais e, em seguida, validados por uma variedade de estrutura de rede neural adequada são importantes [31].

Para a realização do processo de aprendizagem, o procedimento utilizado é descrito como algoritmo de aprendizagem, cujo objetivo é modificar os pesos sinápticos da rede de uma forma ordenada para o alcance do objetivo. Independentemente da rede utilizada, a implementação de um modelo de redes neurais compreende quatro etapas principais: 1) Arquitetura e construção da rede; 2) Treinamento e análise da qualidade da rede; 3) Validação e análise estatística das previsões e 4) Previsão de cenários e aplicações. Um modelo amplamente utilizado, com resultados satisfatórios em aplicações, em que se necessita extrair previsões de parâmetros que possuem influências de um número relativamente grande de variáveis de entrada é o chamado MLP (Multi Layer Perceptrons), que será o escolhido para este estudo [29].

4.4.1 Perceptrons de múltiplas camadas

Segundo Haykin [32], as redes MLP consistem de um conjunto de neurônios artificiais composto de uma camada de entrada, uma ou mais camadas intermediárias ou ocultas e uma camada de saída de nós computacionais. Os sinais de entrada se propagam para frente através da rede, camada por camada de forma distribuída e paralela.

Neste trabalho serão aplicadas redes MLP para modelo de previsão de propriedades mecânicas, através do seu treinamento de forma supervisionada com o algoritmo de retropropagação de erro (erro back-propagation). Este algoritmo se baseia na regra de aprendizagem por correção de erro.

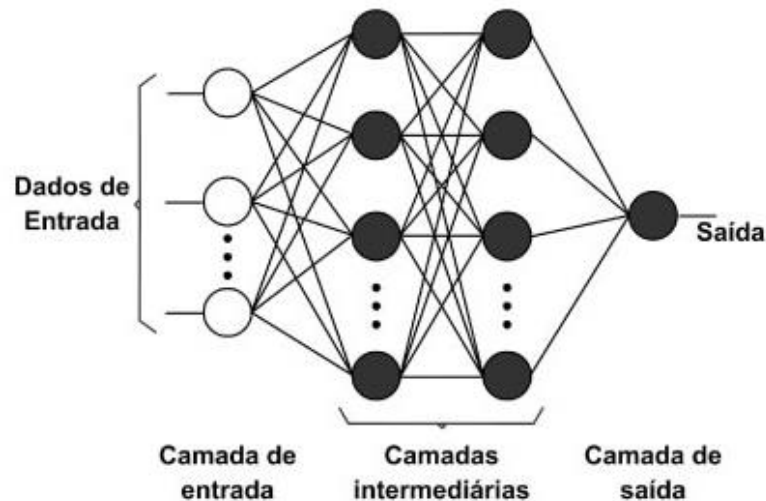


Figura 4: Gráfico arquitetural de um perceptron de múltiplas camadas com duas camadas ocultas.

Fonte: Fiorini, Martins, Schuchl e Pereira [33].

A rede MLP é totalmente conectada, significando que um neurônio em qualquer camada da rede está conectado a todos os neurônios da camada anterior.

Uma rede neural de perceptron de múltiplas camadas apresenta algumas características distintas:

- i. Modelo de cada neurônio inclui uma função de ativação não-linear. A forma utilizada de não linearidade que satisfaz é definida pela função logística apresentada na equação 1:

$$Y_j = \frac{1}{1 + EXP(-V_j)} \quad (\text{Equação 1})$$

Onde:

v_j = campo local induzido do neurônio j ;

Y_j = saída do neurônio

A presença da não-linearidade faz com que a relação de entrada-saída da rede não seja reduzida àquela de um perceptron de camada única.

- ii. Rede apresenta uma ou mais camadas de neurônios ocultos, que não fazem parte da entrada ou da saída. Os neurônios ocultos têm a finalidade de capacitar a rede a aprender tarefas complexas, extraindo de ordem progressiva as características mais significativas dos vetores de entrada.
- iii. Alto grau de conectividade determinado pelas sinapses da rede. Qualquer modificação na conectividade da rede requer mudança na população das conexões sinápticas.

A camada oculta para Haykin [32] é incluída para permitir que a rede neural extraia as características específicas do processo, estabelecendo no treinamento a relação entrada-saída pelo ajuste de seus pesos sinápticos e com isto, formando sua memória de longo prazo utilizada na generalização de resultados para domínio das variáveis de entrada.

O fluxo de sinal através da rede se propaga para frente, da esquerda para a direita e de camada em camada, conforme figura 5.

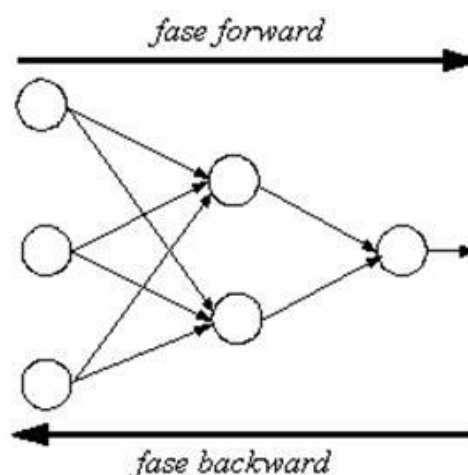


Figura 5: Ilustração das direções de dois fluxos de sinal básicos em um perceptron de múltiplas camadas - a propagação para frente de sinais funcionais e a retropropagação de sinais de erro.

Fonte: Haykin [32].

Na fase de propagação a informação entregue à entrada da rede se propaga camada por camada, até atingir sua saída. Nesta fase, os pesos sinápticos da rede

são fixos. Já na fase de retropropagação, o fluxo consiste em percorrer o caminho inverso, partindo da saída, onde o erro é calculado e levado de volta, promovendo o ajuste dos pesos sinápticos [29].

De acordo com Haykin [32], o erro produzido na saída da rede é usado para o ajuste de seus parâmetros. O processo é de modo iterativo, partindo-se de uma base de dados de aprendizagem, realizando-se as fases de propagação e retropropagação para cada elemento do vetor de treinamento, sucessivamente. A cada iteração os parâmetros são modificados segundo algum critério de ajuste de erros na fase de retropropagação.

Para a iteração n , o erro é definido pela equação 2.

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad (\text{Equação 2})$$

Onde:

n = passo do processo iterativo no ajuste de pesos do neurônio;

$d_j(n)$ = resposta desejada do neurônio j associado à n -ésima iteração;

$y_j(n)$ = saída do neurônio j calculado à n -ésima iteração;

$e_j(n)$ = o erro do neurônio j associado à n -ésima iteração.

O erro produzido na saída da rede é utilizado para aplicar uma sequência de ajustes corretivos aos pesos sinápticos do neurônio j .

Os ajustes aos pesos sinápticos visam aproximar a saída $y(n)$ da resposta desejada $d_j(n)$. Espera-se chegar ao objetivo através da minimização de uma função de custo ou índice de desempenho, ou energia instantânea de erro, $\varepsilon(n)$, cujo valor é obtido pela soma dos erros quadráticos produzidos pelos neurônios da camada de saída, onde os sinais de erro podem ser calculados diretamente, conforme descreve equação 3 [29].

$$\varepsilon(n) = \frac{1}{2} \sum_{j \in C} e_j^2(n) \quad (\text{Equação 3})$$

Segundo Haykin [32], $\frac{1}{2}$ é introduzido para simplificar a análise subsequente, minimização de $\varepsilon(n)$ e ajuste dos pesos sinápticos, e o conjunto C inclui todos os

neurônios da camada de saída da rede. Considera-se N como o número total de exemplos contidos no conjunto de treinamento, a energia média do erro quadrado é obtida pela soma dos $\varepsilon^{(n)}$ para cada um dos n passos do processo iterativo e normalizada em relação ao tamanho do conjunto N [29].

$$\varepsilon_{med} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \varepsilon(n) \quad (\text{Equação 4})$$

A energia média do erro ε_{med} , é uma função de todos os parâmetros livres da rede. Para um dado conjunto de treinamento, ε_{med} representa a função de custo como uma medida de desempenho de aprendizagem. Conforme Haykin [32], o objetivo do processo de aprendizagem é ajustar os parâmetros livres da rede para minimizar ε_{med} [29].

Neste processo são utilizadas as técnicas do cálculo diferencial, com determinação da função gradiente, cujos pesos sinápticos têm seus valores atualizados descrito na equação 5.

$$w_{ji}(n+1) = w_{ji}(n) + \Delta w_{ji}(n) \quad (\text{Equação 5})$$

Onde:

$w_{ji}(n+1)$ = novo peso sináptico da j-ésima sinapse do neurônio i, em passo de iteração (n+1);

$w_{ji}(n)$ = antigo peso sináptico da j-ésima sinapse do neurônio i, em seu passo de iteração n;

$\Delta w_{ji}(n)$ = correção aplicada a cada peso sináptico $w_{ji}(n)$.

A correção $\Delta w_{ji}(n)$ aplicada aos pesos $w_{ji}(n)$ é definida pela regra delta como a equação 6.

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta \delta_j(n) y_j(n) \quad (\text{Equação 6})$$

$$\delta_j(n) = -\frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial v_j(n)} \quad (\text{Equação 7})$$

Onde:

δ_j = gradiente local, cujo sinal negativo na equação 10 busca uma direção na mudança de peso que reduza o valor de $\varepsilon(n)$;

n = parâmetro da taxa de aprendizagem do algoritmo de retropropagação;

$\Delta w_{ji}(n)$ = ajuste aplicado ao peso sináptico $w_{ji}(n)$;

$y(n)$ = saída do neurônio i precedente ao neurônio j .

Para Haykin [32], quando o neurônio j está na camada de saída de rede, ele é suprido com uma resposta desejada particular. Com isso, o erro relativo a este neurônio é calculado pela equação 5 e o gradiente local pela equação 7.

Porém, quando o neurônio estiver em uma camada oculta da rede não existe uma resposta desejada. Então seu erro deve ser determinado recursivamente em termos dos sinais de erro de todos os neurônios aos quais o neurônio oculto está diretamente conectado. Neste momento é que o algoritmo de retropropagação torna-se complicado em termos de equacionamento matemático [29].

Para chegar o sistema ao estado estável, é necessário ajustar passo a passo os pesos sinápticos. Após todos os seus pesos sinápticos ajustados o processo é finalizado.

O treinamento de uma rede neural tem por objetivo produzir menores erros possíveis, mantendo a capacidade de resposta a novas variáveis de entrada, ou seja, produzir generalizações adequadas.

4.4.2 Aplicação de rede neural em previsões

O estudo da rede neural artificial tem alta relevância para os pesquisadores de inteligência artificial, sendo objeto de crescentes pesquisas e servindo como ferramenta valiosa para diversas aplicações [35].

Uma das principais metas do planejamento, segundo Audy e Brodbeck [34] é diminuir o impacto das incertezas relacionadas ao futuro de qualquer organização.

Os modelos tradicionais de previsão que são baseados em ferramentas matemáticas e estatística ainda hoje são utilizados, porém, devido ao acelerado

avanço tecnológico, as pesquisas passaram a ser direcionadas para o uso de ferramentas mais modernas, como por exemplo, algoritmos genéticos, lógica difusa, modelagem probabilística, redes neurais, dentre outros, tanto isoladamente quanto através dos chamados modelos híbridos, segundo Abrahan e Nath [33]. Conforme descrito por Hobbs [36] e Bjorgan [37], esses modelos têm se concentrado na sua maioria na área econômica.

Atualmente vários trabalhos validam a previsão de demanda utilizando rede neural como ferramenta, conforme citado abaixo.

No trabalho de previsão de demanda de uma autopeça descrito por Mine [38] foi concluído que a aplicação de rede neural apresentou menor erro, superando qualitativamente a maior parte dos resultados tanto na abordagem comparativa quanto no estudo do caso.

De acordo com Cordeiro e Pereira [39] a aplicação da abordagem de rede neural para previsão de demanda num restaurante foi satisfatória num período menor de até 2 semanas, devido ao fato de que previsões acima desse período o maior fator impactante foi a falta de dados.

No setor industrial, podemos comprovar a validação quanto à aplicação de rede neural MLP como ferramenta eficaz na previsão de demanda devido à boa aceitação frente aos erros apresentados nas estratégias propostas, citado por Zoucas [40].

A principal diferença entre aplicação de redes neurais e as abordagens estatísticas é que as redes neurais não estabelecem hipóteses ou suposições sobre a distribuição ou propriedades dos dados e, desta forma, tende a ser mais útil em situações práticas, conforme descreve Freiman e Pamplona [41]. A RNA constitui também uma abordagem inerentemente não-linear, fornecendo mais precisão quando modelando dados de padrões complexos que estatísticos. As redes neurais artificiais surgem como alternativa ao procedimento estatístico [42].

5 MATERIAIS E MÉTODOS

5.1 Materiais

Para o trabalho, os estudos realizados se concentram no material fio trefilado CA60, na bitola de 3,40mm, produzido com o aço AM60B da Arcelormittal. Onde as bobinas são produzidas com peso nominal de 2 toneladas, a partir do Fio Máquina 5,50mm. A composição química do material em estudo, está descrita na Tabela 2.

Tabela 2: Composição química de um aço AM60B da Arcelormittal.

%												
C	Mn	Si	P	S	Cu	Ni	Cr	Sn	Mo	B	V	N
0,130	0,520	0,122	0,016	0,010	0,150	0,030	0,040	0,008	0,010	0,005	0,002	0,010

Fonte: Arcelormittal Resende (2018).

O material é trefilado em laminador a frio como ferramenta de trabalho o uso de cassetes de laminação, através do seguinte processo:

- Desbobinamento do Fio Máquina;
- Decapagem mecânica do material;
- Lubrificação com lubrificante sólido granulado;
- Redução em 3 passes, com o tracionamento através de bobinas e a redução através de cassetes;
- Bobinamento do material em carretéis.

A figura 6 abaixo mostra o material já processado em etapa de estocagem, em sua forma de expedição, bobinas com peso nominal de 2 toneladas.



Figura 6: Bobinas de 2 toneladas de CA60 armazenadas em estoque.

Fonte: Arcelormittal São Paulo (2019).

5.2 Ensaios de tração e metalografia

Ensaios de tração foram realizados em equipamento Panantec ATMI modelo PSA-100 nos materiais para obtenção dos resultados das propriedades mecânicas exigidas conforme NBR 7480. A propriedade mecânica de maior interesse é a Relação Elástica, obtida através da razão entre o limite de resistência (LR) pelo limite de escoamento (LE) do material.

Amostras são cortadas com o comprimento nominal de 500mm e diâmetro real do arame trefilado, posteriormente é realizada a medição da massa linear (kg/m) da amostra para entrada no software e cálculo da área da seção transversal. O limite de escoamento (LE) é determinado a partir do método de interseção de linha paralela à região linear inicial da curva e deslocada a uma deformação de 0,2%. A figura 7 representa ensaio realizado em laboratório interno de autocontrole da unidade de São Paulo.

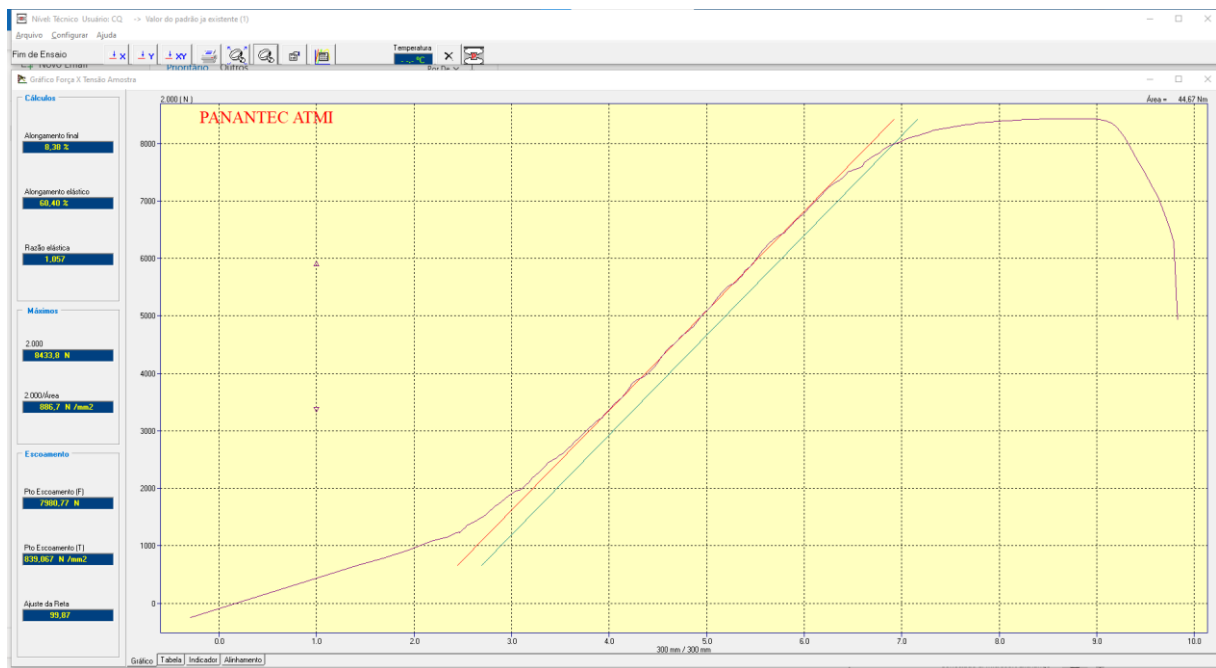


Figura 7: Curva de tração de material ensaiado na unidade da Arcelormittal de São Paulo em software Panantec.

Fonte: Arcelormittal São Paulo (2019).

Amostras foram preparadas e analisadas através de análise metalográfica efetuada por microscopia ótica, conforme a norma ASTM E112 utilizando o método de intercepto linear, método de Heyn (item 13 da norma), com contagem de 50 interceptos em cada amostra.

Utilizou-se do auxílio do software ImageJ para medição do tamanho de grão das amostras, com os traços lineares perpendiculares em cada grão medido.

5.3 Utilização da rede neural

Será apresentado um modelo de previsão da propriedade mecânica relação elástica por meio de redes neurais MLP, abordagem essa que difere das abordagens clássicas de previsão, geralmente baseados em modelos matemáticos e estatísticos.

Os principais que devem seguir a modelagem da rede neural, segundo Setyawati, Creese e Sahirman [43] são:

- Seleção das variáveis de entrada;
- Quantidade de variáveis;
- Arquitetura da rede;
- Treinamento;
- Previsão da saída.

É destacada por Fish e Blodgett [44], a entrada das variáveis, porém a preparação dos dados e de suma importância para o desempenho da rede neural. Recomenda-se em séries temporais a transformação dos dados em intervalos (0,1). Outro papel importante na precisão é o número de entradas. Conforme Setyawati, Creese e Sahirman [43], quanto mais treinada a rede, maior sua precisão.

Para a determinação da arquitetura apropriada da rede e dos seus parâmetros não há uma regra fixa segundo Setyawati, Creese e Sahirman [43], devido a predominância do empirismo, onde temos uma diversidade de teorias formuladas o que ainda não proporcionou a composição de um paradigma que permitisse chegarmos a conclusões definitivas conforme descrito por Goedtel [45]. Para Courtney [46], este paradigma está em fase de construção.

A ferramenta a ser utilizada para o desenvolvimento do método das redes neurais no presente estudo será o software FORTRAN 90.

5.4 *Formulação matemática da rede*

O modelo baseado em redes neurais artificiais será desenvolvido com o auxílio do software baseado no algoritmo MLP (Multi Layer Perceptrons) através da linguagem FORTRAN partindo de um código previamente desenvolvido no Programa de Pós-graduação em Engenharia Metalúrgica da Universidade Federal Fluminense que será adaptado para esta aplicação.

Os pesos sinápticos w_{ji} nas redes neurais devem ser multiplicados pelos sinais de estímulo x_j e/ou sinais oriundos dos neurônios das camadas internas y_i seguida de combinação linear conforme a equação 8, sendo toda a informação desse neurônio repassada ao próximo através de uma função de ativação equação 9. O neurônio j pode ser descrito matematicamente pelas equações 8 e 9.

$$u_j = \sum_{i=1}^m w_{ji} (y_i \vee x_j) \quad (\text{Equação 8})$$

$$y_j = \varphi(u_j) \quad (\text{Equação 9})$$

As funções de ativação é o da tangente hiperbólica 10, para os neurônios de camadas ocultas e função sigmóide 11, para os neurônios da camada de entrada e saída. A cada sinal de entrada submetido à rede neural é apresentada uma resposta desejada. O sinal de erro na equação 12 é gerado após a realização dos cálculos o sinal de saída da rede for diferente da resposta desejada.

$$\varphi(u_k) = \tanh(u) \quad (\text{Equação 10})$$

$$\varphi(u_k) = \frac{1}{1 + \exp(-au)} \quad (\text{Equação 11})$$

$$e = d_k - \varphi_k(v_k) \quad (\text{Equação 12})$$

A retropropagação pela rede neural do sinal de erro altera os valores dos pesos sinápticos através da regra delta generalizada conforme a equação 13. A aprendizagem da rede neural ocorre quando o sinal do erro médio quadrático dos neurônios de saída segundo a equação 14 e é minimizado a um valor pré-definido ou anulado.

$$\Delta w_{ji}(n) = \alpha' \Delta w_{ji}(n-1) + \eta \cdot \delta_j \cdot y_i \quad (\text{Equação 13})$$

$$\xi = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^m e_k^2 \quad (\text{Equação 14})$$

Conforme exposto anteriormente, a rede neural utilizou software baseado no algoritmo Perceptron de Múltiplas Camadas (“Multi Layer Perceptron” - MLP) desenvolvida por Castro, Feiteira e França [47], com rede neural contendo duas camadas ocultas. O fluxograma do algoritmo implementado para a rede neural está apresentado na figura 8.

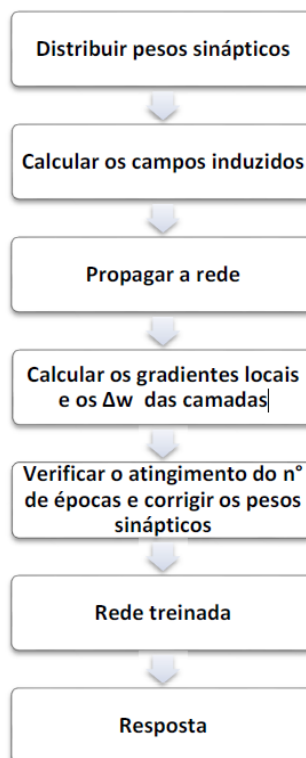


Figura 8: Fluxograma do algoritmo da rede neural.

Fonte: Wanessa Reis (2017) [29]

5.5 Seleção de variáveis de estudo

A escolha das variáveis de entrada é de suma importância para que a rede consiga atingir o objetivo proposto, dando um significativo valor de previsão.

Este trabalho visa desenvolver um estudo que seja possível prever a quantidade de dias necessários que uma bobina de CA60 permaneça em estoque e tenha uma alteração significativa em sua propriedade mecânica relação elástica.

- Peso do material;
- Velocidade de processamento;
- Relação elástica inicial
- Dias em estoque;
- Relação elástica final.

Para selecionar as variáveis de entrada, foram realizados testes buscando simplificar a arquitetura de uma rede, através da eliminação das variáveis de entrada, que se mostraram menos relevantes em testes empíricos.

Inicialmente, uma variável foi eliminada e a rede foi treinada; em seguida, outra variável foi retirada e a rede novamente treinada, e assim, sucessivamente até que não houvesse mais possibilidades de eliminação.

Os desempenhos destas diversas redes foram comparados. Aquela variável cuja eliminação afetou menos o desempenho da rede foi considerado menos relevante, e, então, foi eliminada.

5.6 Análise sistemática das propriedades mecânicas

Foi realizado um acompanhamento sistemático das propriedades mecânicas ao longo dos dias em que o material permaneceu em estoque para modelamento em simulações estatísticas e com auxílio da rede neural já treinada. Somado a isto, foram acompanhadas amostras de bobinas de mesma corrida de aciaria, com frequência diária de coleta de amostras para ensaio, sendo retiradas em mesmo turno de processamento.

As propriedades mecânicas foram levantadas através de ensaios de tração conforme NBR 7480/2007, referente ao produto estudado, fio de aço trefilado CA60. Também foram realizados ensaios de dobramento, a fim de identificar possível variabilidade em aspecto físico.

Os ensaios foram realizados de forma controlada com acompanhamento integral, em laboratório da unidade da ArcelorMittal de Barra Mansa, Resende e São Paulo.

5.7 Determinação da Energia de Ativação Aparente

Para a determinação da energia cinética de ativação do envelhecimento, o método escolhido foi o da utilização da equação generalizada de Harper [53], na qual Y é a fração envelhecida obtida através da evolução da propriedade mecânica Relação Elástica, t é o tempo de envelhecimento, k_v representa a constante de velocidade de envelhecimento e m é o expoente do tempo de envelhecimento.

$$Y = 1 - \exp[-(k_v t)^m] \quad (\text{Equação 15})$$

A partir da obtenção do valor de k_v na equação 15, aplicamos o mesmo na equação 16 para a determinação da energia de ativação do envelhecimento.

$$k_v = k_0 \exp\left(-\frac{\Delta H}{RT}\right) \quad (\text{Equação 16})$$

Onde k_0 é uma constante, ΔH é a energia de ativação aparente do processo, R é a constante universal dos gases (8,314 J/mol.K) e T é a temperatura absoluta.

A energia de ativação do fenômeno pode ser calculada a partir da inclinação da reta obtida através da linearização da equação 16 onde $\ln(k_v)$ representa o eixo das abscissas e $1/T$ representa o eixo das coordenadas.

6 RESULTADOS E DISCUSSÃO

A geração de sucatas, oriundas de produtos não conformes, pode se tornar um grande problema para as indústrias, devido a diversas consequências que a geração deste produto fora de norma poderá gerar. Alguns desses transtornos são citados, como:

- Ocupação de estoque que poderia dar espaço para produto;
- Risco de manuseio em retrabalho ou sucateamento;
- Custo da sucata;
- Não cumprimento de orçamento;
- Não atendimento a programa de produção;
- Não atendimento a clientes.

Um controle de processos robusto permite a obtenção de um IQ (índice de qualidade) próximo a 100%, porém perdas de controle na produção podem ocasionar a geração de produtos não conforme.

Um amplo conhecimento em processamento da caracterização de materiais poderá propor soluções que tornarão aptos à comercialização, materiais antes reprovados em requisitos normativos.

Em sequência, destaco um amplo estudo e soluções propostas, em parceria da empresa Arcelormittal e o núcleo de pós-graduação da EEIMVR-UFF, iniciado no ano de 2019 a partir de reprovações de algumas toneladas de material por Relação Elástica na unidade de Barra Mansa.

6.1 Análise estatística de dados históricos da evolução da relação elástica

Em cumprimento a requisitos de autocontrole na produção de fios de aço CA60 para atendimento a NBR 7480, é necessário o ensaio destrutivo amostral a cada 26 toneladas de material produzido. Caso o material seja reprovado em alguma propriedade mecânica, o mesmo é segregado sistemicamente e fisicamente para impedir carregamento e posterior comercialização, conforme ISO 9001. Antes da disposição de sucateamento desses materiais, a unidade de Barra Mansa tomou em prática o reteste dessas bobinas, no mês seguinte, para confirmação da reprovação. Notou-se que quando a reprovação era recorrente da propriedade mecânica Relação Elástica, o material sofria significativa alteração no valor comparando teste amostral e reteste após certo período.

A fim de entender essa mudança na propriedade mecânica, deu-se início em ensaios controlados para melhor acompanhamento. Com base em ensaios realizados, foi possível observar uma evolução na propriedade Relação Elástica, ou seja, na Razão entre Limite de Escoamento e Limite de Resistência em um aço AM60B, processado como Arame Nervurado CA60 na bitola de 3,40 mm, sendo este produto bobinado em rolos de peso médio de 2 toneladas, produzidos em laminador a frio em 3 passes de redução, a uma velocidade nominal de 16m/s.

Foram realizados Ensaio de Tração completos em 4 corridas do material, sendo retiradas amostras após o término do processamento, 15 dias em estoque após processamento e 30 dias em estoque após processamento, como se observa na figura 9.

Foi observado um aumento de 3,35% na Relação elástica do material ensaiado após processamento e em 15 dias em estoque, passando de um valor médio de 1,0870 para 1,1234. Aparentemente uma alteração singela, porém bastante significativa, pois um material que estava 0,04 pontos acima da norma passou a estar a 0,07 pontos. Essa evolução de 0,03 pontos representa 60% de toda a faixa de reprovação da propriedade Relação Elástica que é de 1,00 a 1,05 [10].

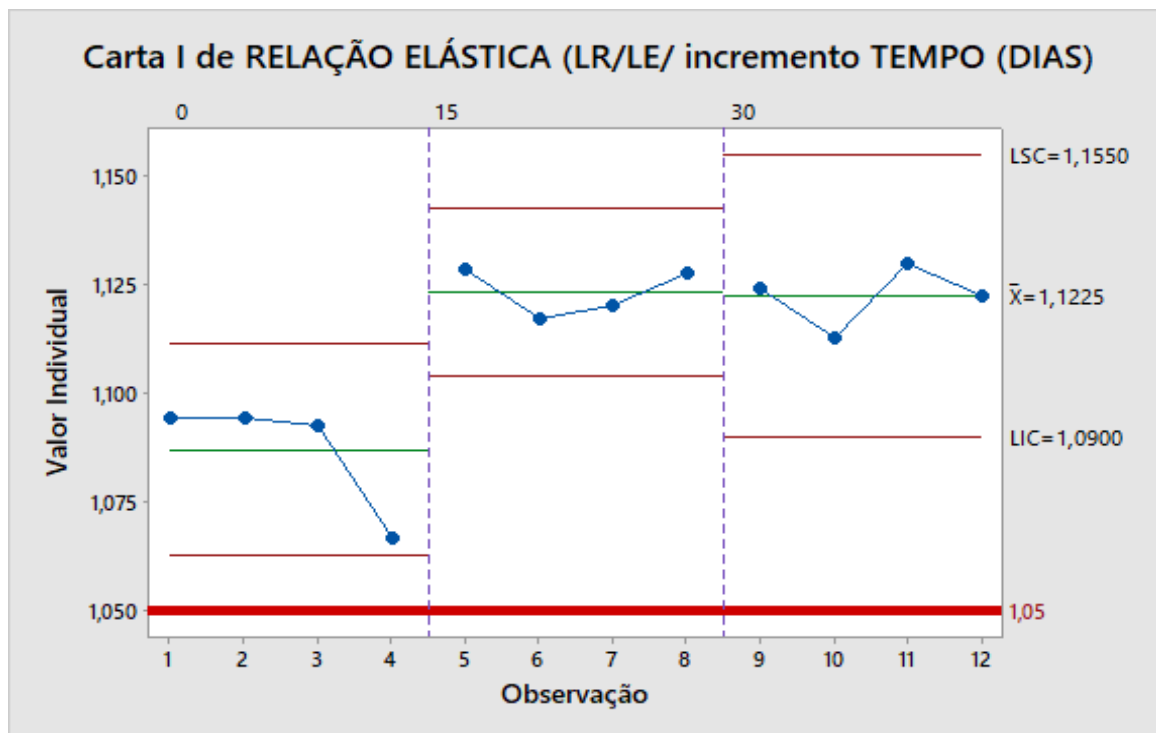
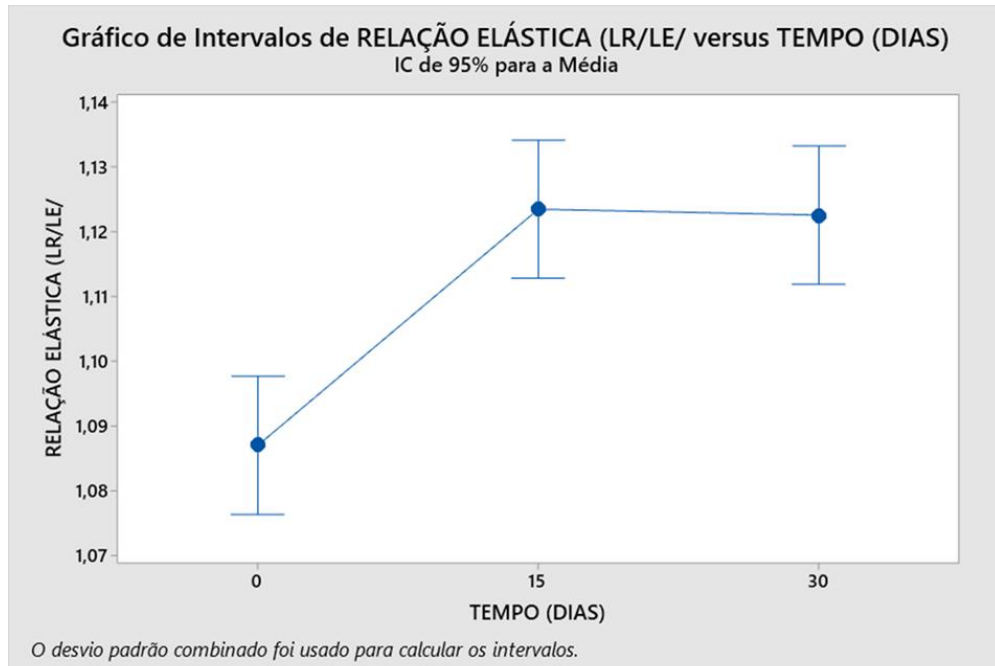


Figura 9: Carta de Controle de resultados de Ensaios de Tração demonstrando Relação Elástica de materiais com 0, 15 e 30 dias em estoque.

Fonte: Arcelormittal Barra Mansa (2019).

Buscando uma validação estatística do resultado, foi realizado um teste de hipótese com a estatística Levene com 95% de confiabilidade. Obtendo um P-Valor menor que alfa, onde rejeita-se a hipótese nula e aceita-se a hipótese alternativa, podemos afirmar com 95% de certeza que existe um aumento estatístico nas médias dos valores, comprovando assim uma evolução, conforme demonstra a figura 10.



Análise de Variância

Fonte	GL	SQ (Aj.)	QM (Aj.)	Valor F	Valor-P
TEMPO (DIAS)	2	0,003448	0,001724	19,45	0,001
Erro	9	0,000798	0,000089		
Total	11	0,004246			

Sumário do Modelo

S	R2	R2(aj)	R2(pred)
0,0094156	81,21%	77,03%	66,59%

Médias

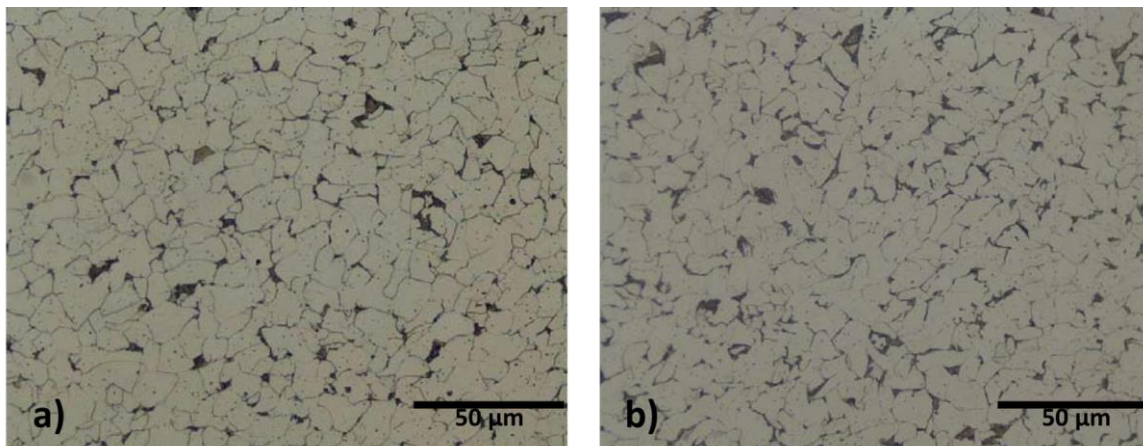
TEMPO (DIAS)	N	Média	DesvPad	IC de 95%
0	4	1,08699	0,01350	(1,07634; 1,09764)
15	4	1,12339	0,00559	(1,11274; 1,13404)
30	4	1,12248	0,00725	(1,11183; 1,13313)

DesvPad Combinado = 0,00941563

Figura 10: Teste de hipótese ANOVA demonstrando Relação Elástica de materiais com 0, 15 e 30 dias em estoque.

Fonte: Arcelormittal Barra Mansa (2019).

Para uma comparação na evolução microestrutural nessas mesmas amostras ensaiadas, metalografia foi realizada através de microscópio ótico. As amostras foram preparadas e atacadas com ácido nítrico em concentração de 2% para revelação da microestrutura definindo os contornos de grão. São demonstradas as micrografias na figura 11.



Amostra retirada com 0 dias em estoque.

Amostra retirada com 30 dias em estoque.

Figura 11: Análise metalográfica de seção transversal de arame 3,40mm de aço CA60 atacada com Nital 2% e ampliação de 200x de amostra retirada com 0 dias em estoque a) e amostra retirada com 30 dias em estoque b).

Fonte: Arcelormittal Barra Mansa (2019).

Em comparação das micrografias obtidas com ambas as amostras, não é possível observar evolução microestrutural entre as mesmas, nem mesmo mudança em tamanho de grão. Já que o material não atinge temperaturas críticas para que haja recristalização ou até mesmo crescimento de grãos. Ambas apresentam microestrutura predominantemente ferrítica com pequenas ilhas de perlita, característica de um material hipoeutetóide por se tratar de um aço de baixo teor de carbono.

Para um aprofundamento na comparação entre tamanho de grão, utilizou-se do software ImageJ, com a metodologia de intercepto de grãos, para medida do tamanho de grão médio entre amostras.

Com os dados obtidos, foi realizado teste de hipótese para verificar sobre a igualdade do tamanho de grão de ambas as amostras, onde não foi possível observar diferença estatística, com confiabilidade de 95%, entre o tamanho de grão de ambas as amostras, melhor descrito na figura 12.

Estimativa da diferença

	IC de 95% DesvPad para a Diferença Combinado Diferença
	-932 3502 (-2322; 458)

Teste

Hipótese nula	$H_0: \mu_1 - \mu_2 = 0$	
Hipótese alternativa	$H_1: \mu_1 - \mu_2 \neq 0$	
Valor-T	GL	Valor-p
-1,33	98	0,187

Estatísticas Descritivas

Amostra	N	Média	DesvPad	Média	EP
Tamanho de grão (nm) 0 dias	50	10522	3650	516	
Tamanho de grão (nm) 30 dias	50	11453	3348	473	

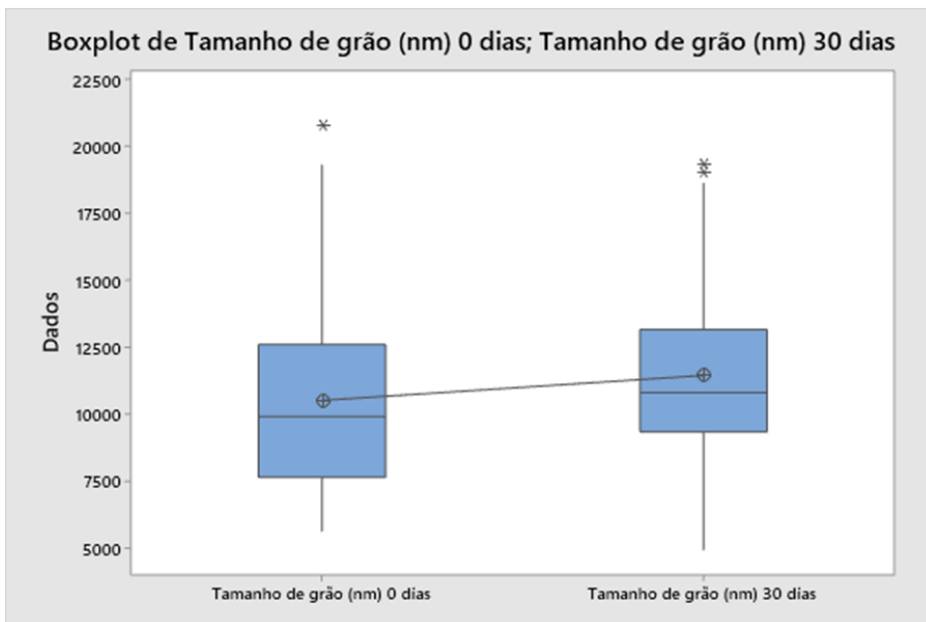
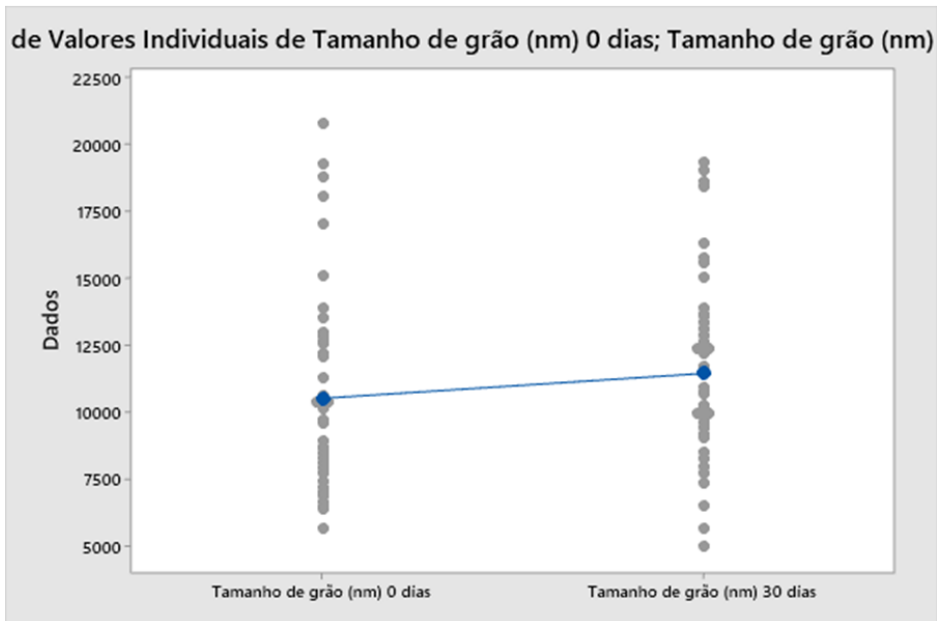


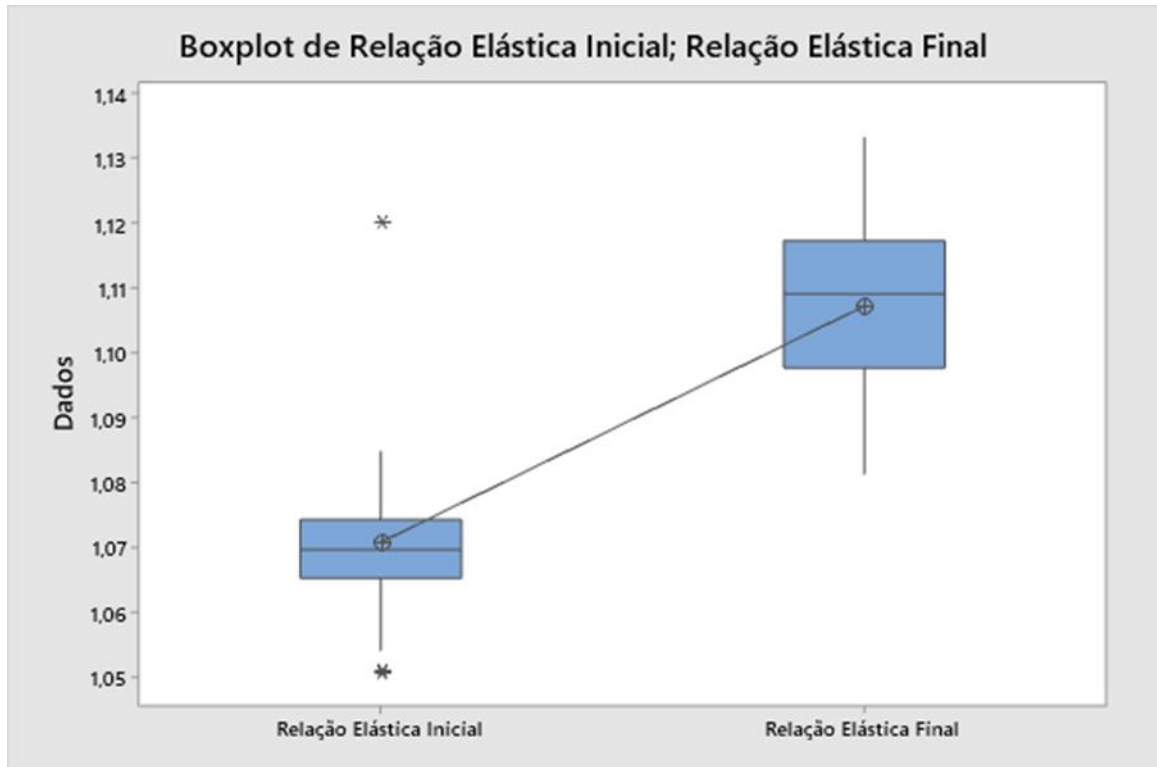
Figura 12: Análise estatística de tamanho de grão de amostras com 0 e 30 dias em estoque.

Fonte: Arcelormittal Barra Mansa (2019).

Em busca de uma amostragem mais significativa, com o auxílio da equação 17, onde n representa o tamanho da amostra; $Z \frac{\alpha}{2}$ é o valor da variável padrão associado ao nível de confiança adotado; Sx é o desvio padrão da amostra piloto e E é a precisão da estimativa, adotou-se os valores de 1,96 (referente a uma confiabilidade de 95%), 0,02 (referente a uma amostragem trimestral de produção) e 0,01 (menor medida possível da escala exigida pela norma), obtendo-se uma indicação de amostragem maior do que 16, escolhendo assim uma amostra de 20 bobinas de CA60 3,40mm para representação.

$$n = \frac{(Z \frac{\alpha}{2} * Sx)^2}{E^2} \quad (\text{Equação 17})$$

Essas 20 bobinas foram submetidas a ensaios de tração logo após o processamento e, para comparação, submetidas novamente ao mesmo ensaio após 30 dias que permaneceram em estoque, as variações na propriedade mecânica Relação Elástica podem ser observadas na figura 13.



Método

μ_1 : média de Relação Elástica Inicial

μ_2 : média de Relação Elástica Final

Diferença: $\mu_1 - \mu_2$

Não assumiu-se igualdade de variâncias para esta análise.

Estimativa da diferença

Diferença	IC de 95% para a Diferença
-0,03644	(-0,04556; -0,02732)

Estatísticas Descritivas

Amostra	N	Média	DesvPad	EP Média
Relação Elástica Inicial	20	1,0708	0,0149	0,0033
Relação Elástica Final	20	1,1073	0,0135	0,0030

Teste

Hipótese nula	$H_0: \mu_1 - \mu_2 = 0$	
Hipótese alternativa	$H_1: \mu_1 - \mu_2 \neq 0$	
Valor-T	GL	Valor-p
-8,10	37	0,000

Figura 13: Teste de hipótese demonstrando Relação Elástica de materiais com 0 e 15 dias em estoque.

Fonte: Arcelormittal São Paulo (2022).

Considera-se que quando o Valor P é inferior a 0,05, então rejeita-se H_0 e aceita-se H_a , o que significa que as médias são estatisticamente diferentes em um intervalo de confiança de 95%, comprovando estatisticamente, que há um aumento na propriedade mecânica Relação Elástica.

Para melhor entendimento de como esta evolução ocorria, foram realizados ensaios de tração diariamente em uma mesma corrida do arame CA60 3,40mm produzido em bobinas de 2 toneladas, à velocidade nominal de 16m/s. As amostras foram retiradas e ensaiadas sempre no mesmo horário, as 09:00h de cada dia. Com base nos dados registrado, podemos observar que o aumento na propriedade mecânica Relação Elástica é mais significativo até o 11º dia após seu processamento em que permaneceu em repouso no estoque. A partir desse dia, a derivada começa a diminuir, até atingir um ponto relativo de estabilização, ilustrado na figura 14.

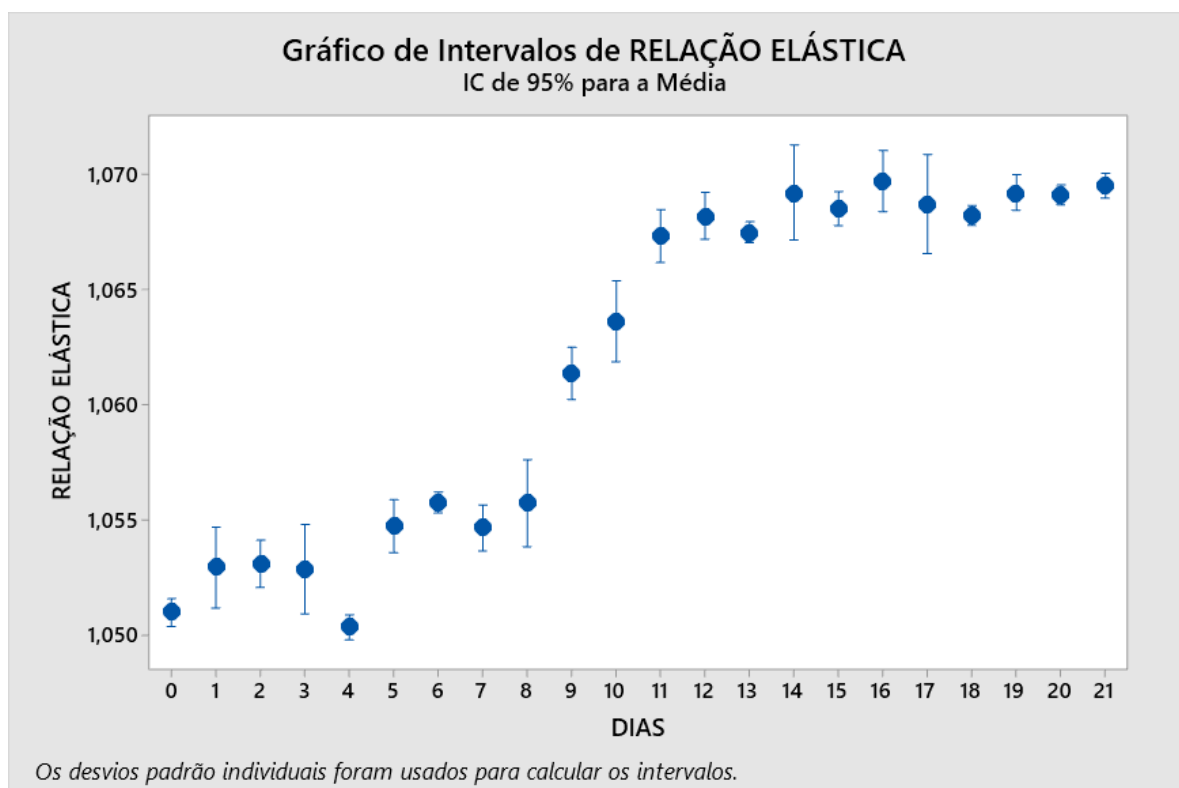


Figura 14: Gráfico da Relação Elástica obtida através de ensaios de tração após o processamento e ao longo de 21 dias.

Fonte: Arcelormittal São Paulo (2022).

Pode-se argumentar que o aumento da relação elástica ocorre devido a uma ligeira difusão em temperaturas relativamente baixas. Mesmo com pouca energia térmica, a difusão acontece, como explica a Lei de Fick. Este argumento é reforçado com a difusão do carbono que acontece na fase ferrita, mesmo em baixas temperaturas, como cita [49], onde a distância de difusão do carbono pode ser estimada como explica a equação 18 onde, $D_{0,\alpha}^C = 2 \times 10^{-6} \text{ m}^2\text{S}^{-1}$, $Q = 84,1 \text{ kJ mol}^{-1}$

e R é a constante dos gases. Esta estimativa aproximada produz uma distância de difusão de carbono de 650 nm em ferrita à temperatura ambiente para t = 0,5 ano e um adicional de 300 nm a 423 K para 30 minutos. Esta estimativa mostra que o carbono pode se difundir para deslocamentos dentro das finas lamelas de ferrita [50].

$$D_{\alpha}^C = D_{0,\alpha}^C * e^{\left(\frac{-Q}{RT}\right)} \quad (\text{Equação 18})$$

6.2 Validação de modelo de redes neurais utilizando dados históricos e do planejamento fatorial

Após a validação estatística da evolução e entendimento do ritmo da alteração da propriedade em estudo, optou-se por estudar a influência de alguns parâmetros de processo que são significativos na área da trefilação, como velocidade nominal de bobinamento e massa final da bobina. A variável velocidade foi convertida em taxa de deformação, assim como a massa foi convertida em taxa de resfriamento, possibilitando o confronto das grandezas tempo x deformação x temperatura.

Demais parâmetros de processo não seriam interessantes para o estudo, pois existem parâmetros de difícil controle e medição no equipamento.

Para análise da relação elástica do fio de aço, na bitola de 3,40mm, em função das variáveis taxa de resfriamento, taxa de deformação e dias de estoque, foi escolhida a metodologia de análise estatística multivariada. Amostras de diferentes taxas de resfriamento, taxa de deformação e dias de estoque foram avaliadas de acordo com um planejamento incluindo níveis de -1,61 a +1,61. O planejamento é demonstrado na Tabela 3 abaixo, descrevendo na íntegra os valores utilizados.

Tabela 3: Diferentes dependências das propriedades com a microestrutura dos materiais.

Ensaio	Resfriamento (Cal/°C)	Taxa de Deformação (m/m s)	Dias de estoque	Aumento de Relação Elástica
1	246	0,00118	4	0,0137
2	258	0,00112	4	0,0177
3	246	0,00136	4	0,0165
4	258	0,00130	4	0,0145
5	246	0,00118	12	0,0294
6	258	0,00112	12	0,0244
7	246	0,00136	12	0,0199
8	258	0,00130	12	0,0387
9	240	0,00130	8	0,0176
10	264	0,00124	8	0,0262
11	252	0,00106	8	0,0139
12	252	0,00142	8	0,0232
13	252	0,00124	0	0,0117
14	252	0,00124	16	0,0395
15	252	0,00124	8	0,0161
16	252	0,00124	8	0,0195
17	252	0,00124	8	0,0194
18	252	0,00124	8	0,0187
19	252	0,00124	8	0,0162
20	252	0,00124	8	0,0218

Fonte: Arcelormittal São Paulo (2022).

Assim o software Statistic 8.0 foi utilizado para modelamento e os gráficos da relação elástica fio de aço trefilado na bitola de 3,40mm em função das variáveis taxa de resfriamento, taxa de deformação e dias de estoque são apresentados nas figuras 15 e 16.

3D Contour Plot of AUMENTO DA RELAÇÃO ELÁSTICA against PESO DO MATERIAL (kg) and DIAS DE ESTOQUE
Spreadsheet6 4v*20c

$$\text{AUMENTO DA RELAÇÃO ELÁSTICA} = 1,6001 - 0,0125 \cdot x - 0,0155 \cdot y + 2,4417 \cdot 10^{-5} \cdot x^2 + 6,1083 \cdot 10^{-5} \cdot x \cdot y + 0,0001 \cdot y^2$$

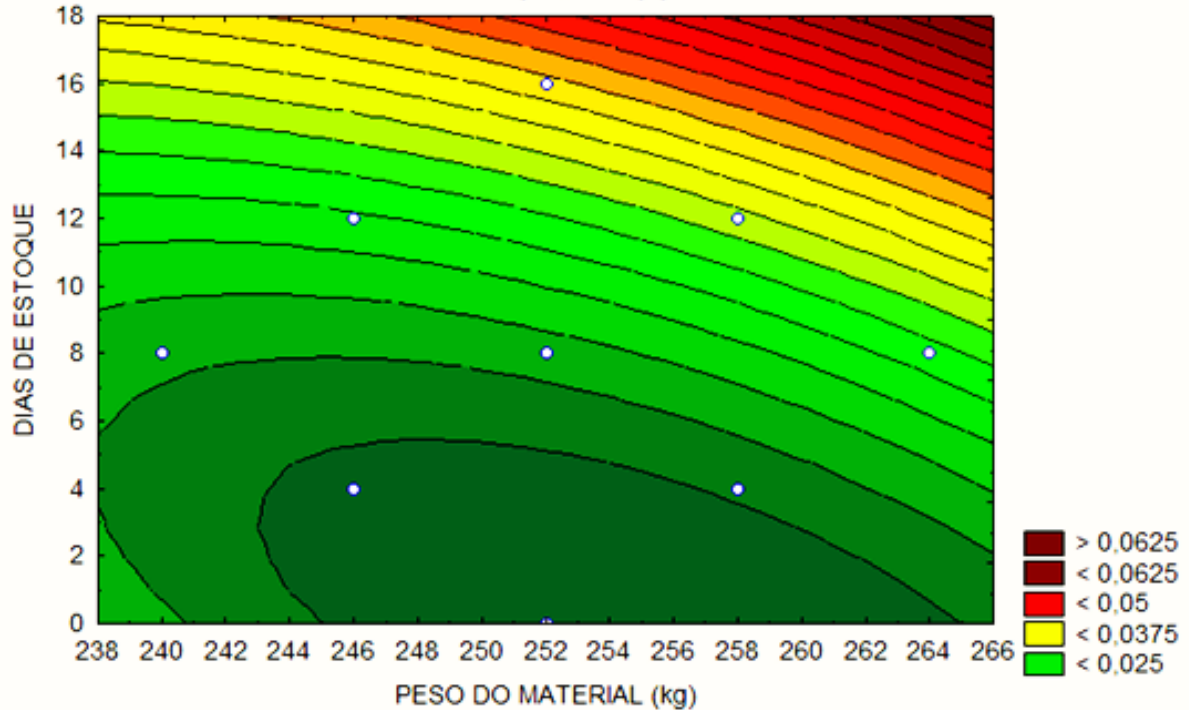


Figura 15: Superfície de resposta da relação elástica do Aço CA 60 em função das variáveis independentes peso do material e dias de estoque.

Fonte: EEIMVR (2022).

A gráfico de contorno acima figura 15 nos mostra regiões de maior aumento da relação elástica, representadas pelas cores mais escuras em tons de vermelho e, também, regiões de menor aumento da propriedade, representadas pelas cores em tons de verde.

A derivada do aumento é maior no eixo y (dias de estoque), sendo diretamente proporcional, ou seja, aumenta no sentido positivo, mas também existe um singelo aumento, com derivada menor, no eixo x (peso do material/taxa de resfriamento) onde o sentido também é diretamente proporcional.

Aumentos na casa de 0,05 somente são possíveis, segundo o modelo, a partir do 12º em estoque.

Nos primeiros dias (0 a 5), o aumento da propriedade mecânica relação elástica é considerado nulo, independente do peso da bobina.

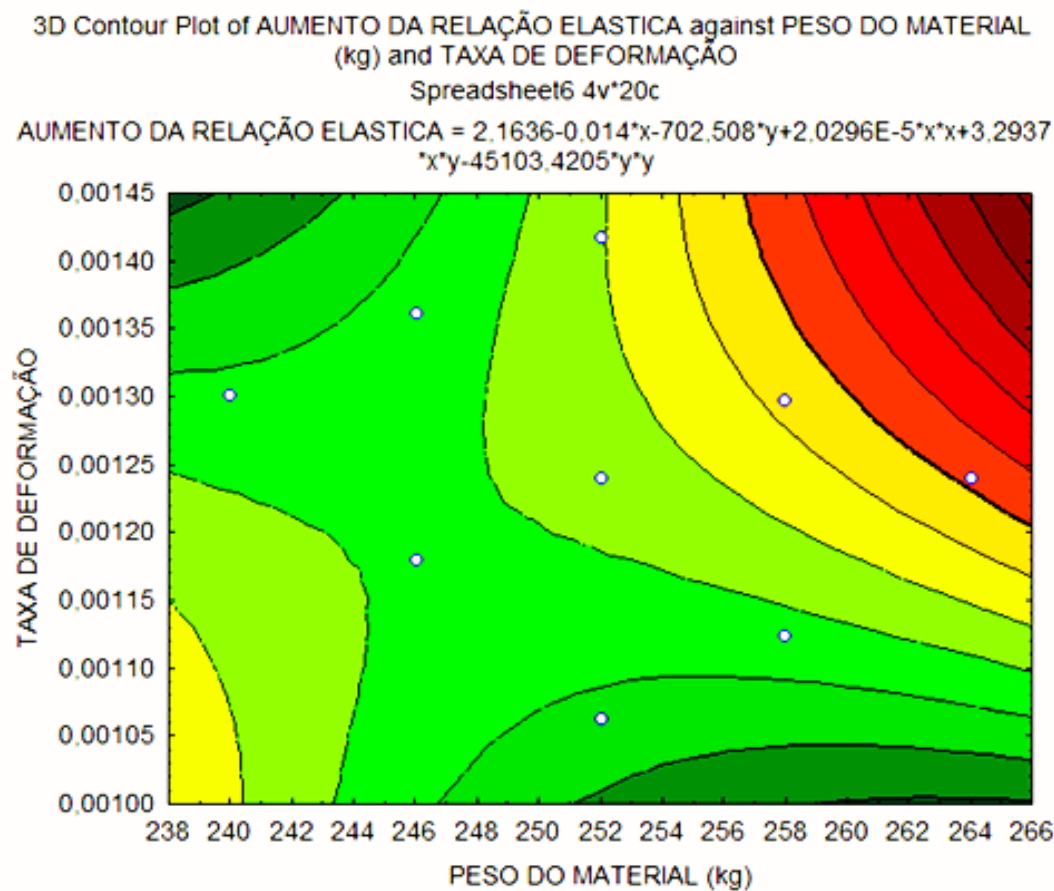


Figura 16: Superfície de resposta da relação elástica do Aço CA 60 em função das variáveis independentes peso do material e Taxa de deformação.

Fonte: EEIMVR (2022).

Já este outro gráfico de contorno figura 16 demonstra que há uma pequena variação no aumento da propriedade relação elástica nas variáveis taxa de deformação e taxa de resfriamento, utilizadas para o desenvolvimento do modelo, até mesmo com regiões onde, fixada uma das variáveis e percorrendo todo o range da outra, não existe variação no aumento da relação elástica.

A região de maior aumento na variação elástica fica bem demonstrada no canto superior direito do gráfico, em que o maior se percebe o valor de taxa de deformação junto ao maior valor de taxa de resfriamento. Este resultado já era esperado, devido ao fato de ser a amostra que concentrou maior energia térmica, possuindo, então, maior energia termo ativa concentrada e facilitando a difusão.

Constata-se, de forma importante, que as figuras 15 e 16 são as superfícies respostas da relação elástica do arame trefilado na bitola de 3,40mm do aço CA60, em função das variáveis independentes taxa de resfriamento, dias de estoque e taxa de deformação, no qual foi possível observar que os maiores valores de relações

elásticas da amostra do aço CA60 ocorreram em função do aumento dos dias de estoque e das taxas de deformação das amostras.

Os coeficientes do modelo estão descritos na figura 17 abaixo, em que se observa a grandeza e relevância quantitativa de cada variável de estudo. Obteve-se Valores-P abaixo de 5% em função das variáveis Resfriamento e Dias em estoque, sendo mais relevantes na variação da Relação Elástica. Também é possível observar o valor de 72,36% para o coeficiente de correlação R², sendo considerado um modelo de Correlação Forte para um processo industrial.

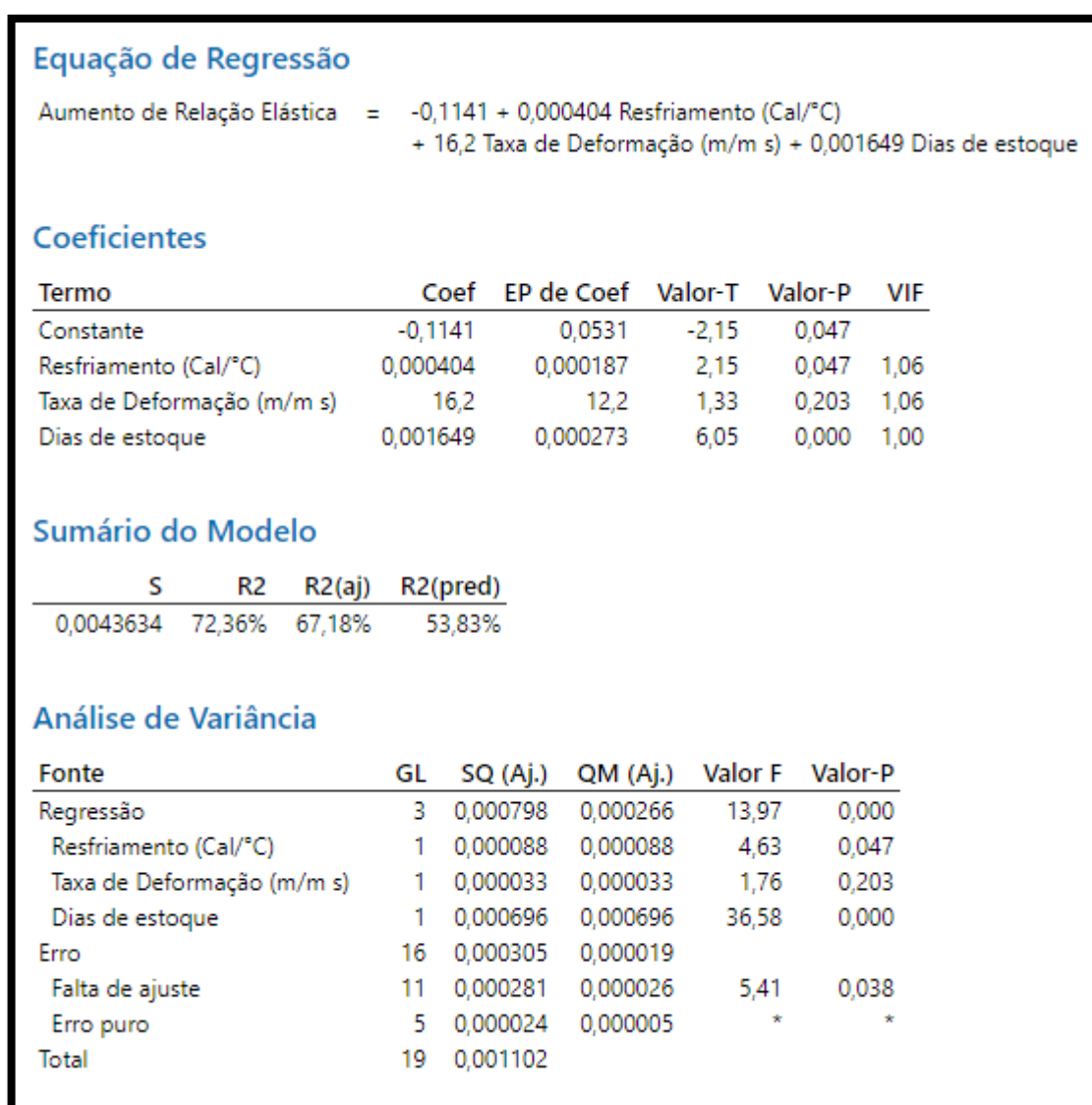


Figura 17: Coeficientes do modelo de variação da relação elástica em função da taxa de resfriamento, taxa de deformação e dias em estoque.

Fonte: Arcelormittal São Paulo (2022).

Após o treinamento da rede neural, é possível levantar uma curva de previsão da evolução da razão elástica do CA60 em estudo, demonstrado na Figura 18. A rede escolhida foi a MLP 3-3-2-1, que obteve um retorno mais preciso da previsão da Relação Elástica e menor erro relativo.

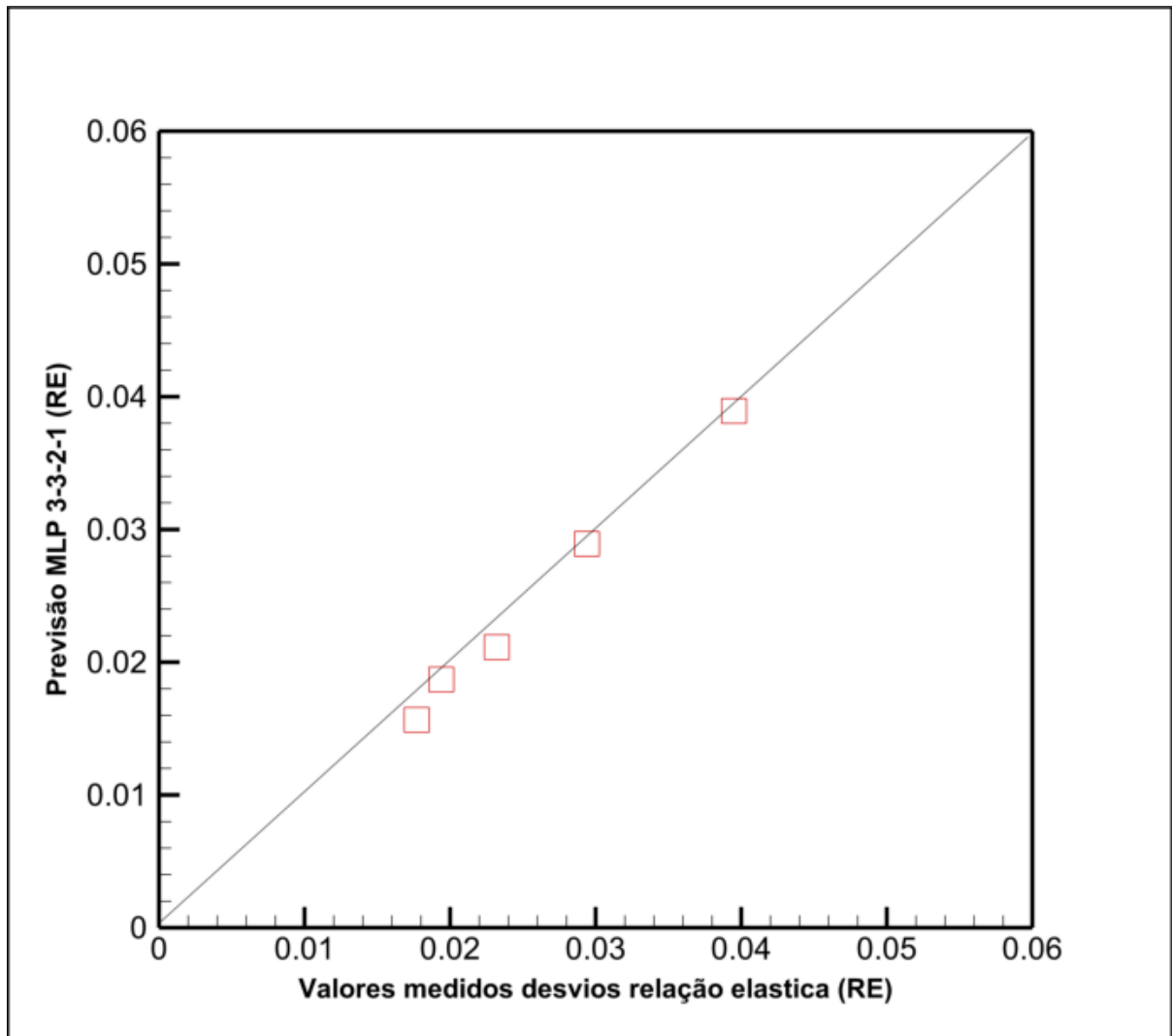


Figura 18: Curva de previsão da rede MLP da razão elástica do aço CA 60 demonstrando a propriedade.

Fonte: EEIMVR (2022).

Os valores medidos inicialmente são muito próximos dos valores previstos pela rede, tendo uma aceitabilidade estatística para a previsão, que é demonstrada graficamente, com os pontos bem próximos da linha central do nosso gráfico.

Para a confirmação da aceitabilidade da rede, tomou-se a ideia de confrontar os dados experimentais diários iniciais apresentados na figura 14 e dados previstos pela rede neural já treinada. Com base na previsão da Rede, comparando os dados reais da evolução diária da amostra, a figura 19 mostra uma grande semelhança entre as duas disposições. A sobreposição é bastante próxima após o treinamento correto da rede. Muitos pontos estão dentro do desvio encontrado nos testes da amostra inicial, com a presença de pontos que correspondem aos resultados médios com precisão significativa, ou seja, sobrepondo o valor. Os dados na cor azul representam os dados amostrais iniciais, com seu ponto médio representado por um ponto e seu desvio amostral pela barra de variação. Já os dados previstos pela rede neural MLP 3-3-2-1 estão representados pelos quadrados na cor em vermelho. Os pontos iniciais e finais foram retirados do experimento, para maior confiabilidade, sendo os dias 0 e 21.

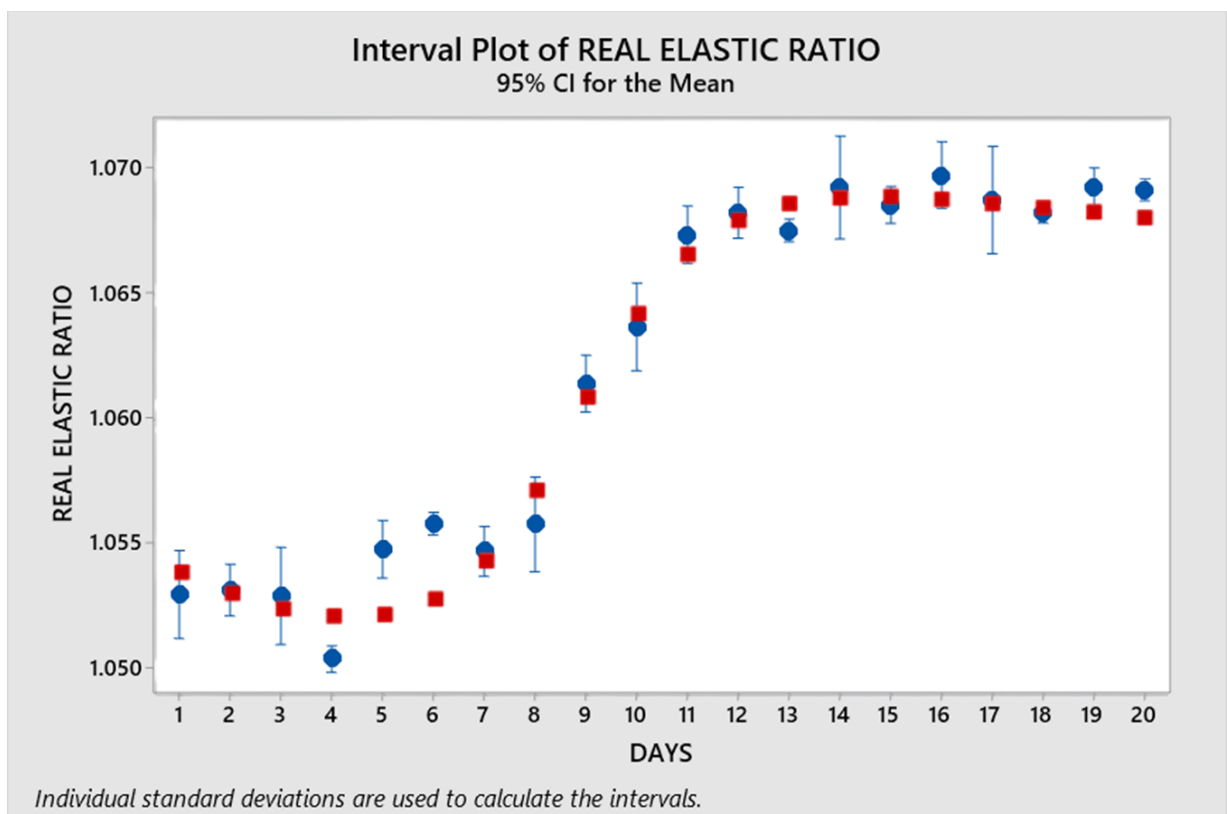


Figura 19: Curva demonstrando a evolução da Relação Elástica ao longo dos dias (azul) sobrepondo-se à previsão da Rede MLP 3-3-2-1 (vermelho).

Fonte: Arcelormittal São Paulo (2022).

6.3 Previsão de cenários para liberação de bobinas anteriormente não conformes

Como objetivo final dos estudos realizados, buscou-se prever com segurança a liberação de bobinas que anteriormente se encontrariam em condições de não conformidade, por reprovação da propriedade mecânica relação elástica, estando entre a faixa de 1,00 e 1,05, estabelecida pela norma como não aptas a serem comercializadas.

A rede neural MLP 3-3-2-1 previamente treinada foi utilizada com valores descritos na tabela 4, em que foram propostos 6 cenários para previsão da evolução da propriedade mecânica Relação Elástica.

Tabela 4: Diferentes cenários de bobinas de CA60 3,40mm para previsão de propriedade de Relação Elástica final.

Relação Elástica Inicial	Dias em estoque	Massa (kg)	Resfriamento (Cal/°C)	Velocidade (m/s)	Taxa de Deformação (m/m s)	CEQ
1,0393	15	2065	247,80	16	0,0014	0,277
1,0353	15	2076	249,12	16	0,0014	0,277
1,0430	15	2088	250,56	16	0,0014	0,277
1,0430	15	2091	250,92	16	0,0014	0,277
1,0170	15	2021	242,52	16	0,0014	0,260
1,0255	15	2013	241,56	16	0,0014	0,260

Fonte: Arcelormittal São Paulo (2023).

Com a simulação realizada pela rede, obteve-se as seguintes curvas, todas representando cada cenário, demonstradas na figura 20.

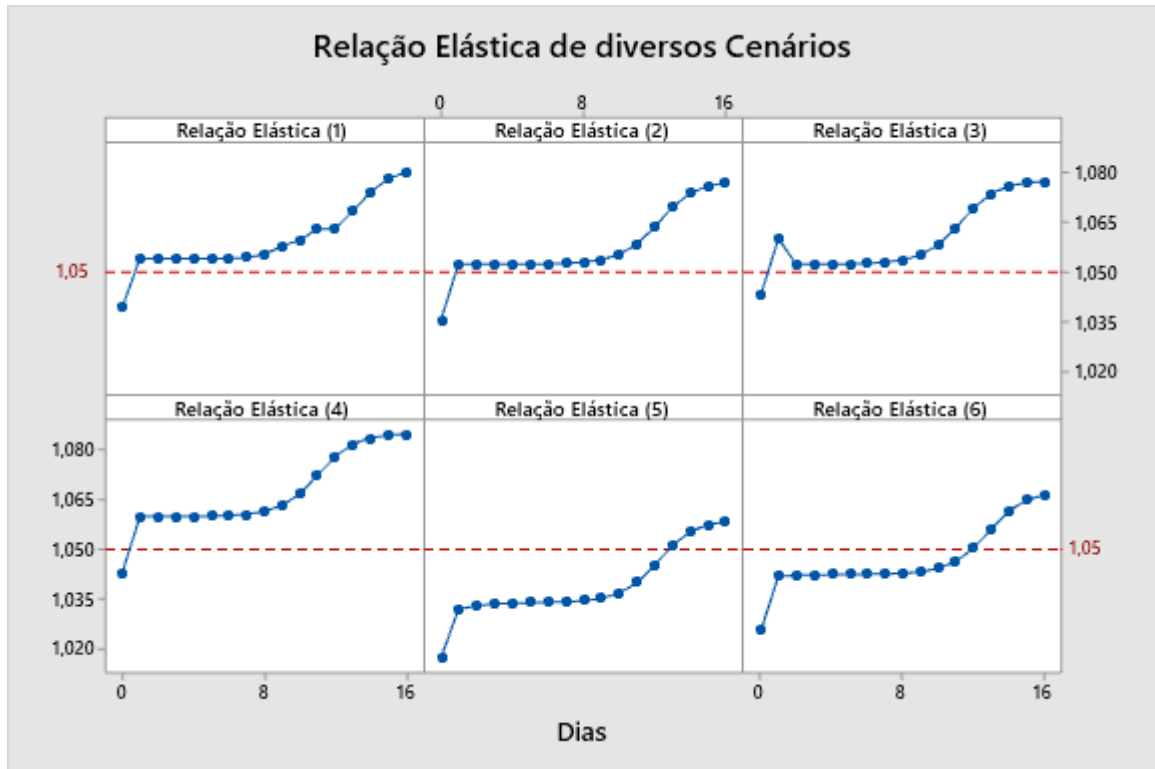


Figura 20: Curva demonstrando a evolução da Relação Elástica dos diversos cenários de bobinas anteriormente reprovadas.

Fonte: Arcelormittal São Paulo (2023).

As curvas demonstram a simulação da evolução da propriedade Relação Elástica de 6 diferentes bobinas de um aço CA60 AM60B na bitola de 3,40mm, ao longo de 16 dias que material permaneceria em estoque.

Com base nas curvas, pode-se observar que todas as bobinas atingem uma relação elástica final superior ao valor mínimo especificado por norma que é de 1,05.

No entanto, é possível verificar diferentes padrões da evolução entre as curvas, decorrentes de diferentes dados de entrada abastecidos na rede neural.

Essa diferença pode ser melhor observada na figura 22, onde as 6 curvas apresentam-se sobrepostas em um mesmo plano.

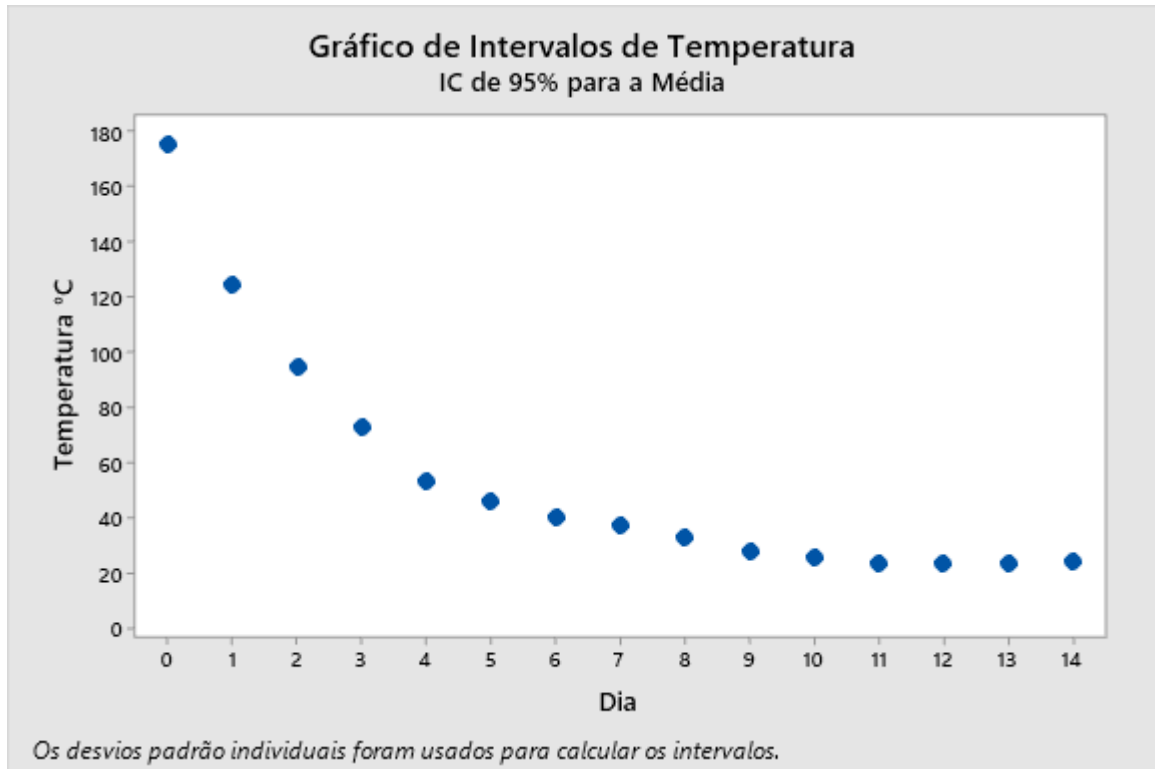


Figura 21: Curva de resfriamento de bobina de CA60 representando queda de energia térmica.

Fonte: Arcelormittal São Paulo (2023).

A figura 21 nos dá uma percepção de como acontece o decaimento de energia térmica do material estudado. Podemos observar que o padrão de perda de energia segue o modelo de resfriamento de Newton, ou seja, Lei do Resfriamento de Newton.

Essa energia térmica acumulada durante o processo de laminação a frio já é suficiente como energia de ativação para que haja um decaimento de energia acumulada e posterior alteração na propriedade mecânica relação elástica.

Em um primeiro estágio, temos uma supersaturação da ferrita em carbono decorrente de um severo encruamento resultante do processo de deformação a frio, onde essas atmosferas do soluto têm o efeito de interação de ancoramento com as discordâncias, estando assim com menor valor da Relação Elástica.

Com temperaturas acima de 120°C, temos energia suficiente para a difusão do carbono e formação de carbonetos de transição do tipo (e/n), que irão refletir em um aumento da propriedade mecânica Relação Elástica ao longo do tempo até um patamar de estabilização.

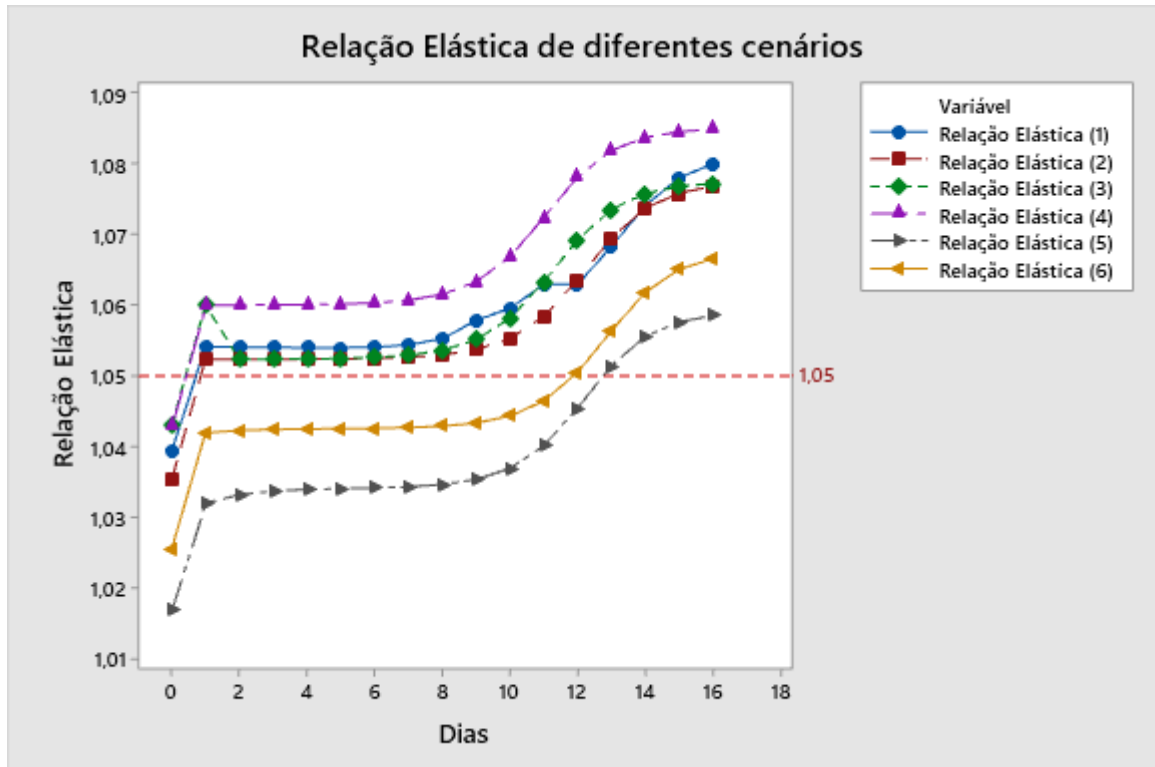


Figura 22: Curva demonstrando a evolução da Relação Elástica dos diversos cenários de bobinas em um mesmo plano.

Fonte: Arcelormittal São Paulo (2023).

Todas as amostras simuladas chegaram ao 16º dia com o valor absoluto da relação elástica acima de 1,05, que é o valor mínimo especificado pela norma NBR 7480. Ainda é possível observar que todas possuem um formato de curva S, com intervalos de maior evolução e também patamares de estabilização em uma variação mais singela.

Os 4 primeiros cenários, por possuírem um valor de relação elástica inicial mais elevado, atingem o valor necessário logo nos primeiros dias, conforme a simulação nos mostra.

Já os 2 últimos cenários, por possuírem um valor de relação elástica inicial mais baixo, necessitam de mais dias para alcançar o valor objetivado.

No entanto, a simulação nos permite assegurar que a evolução existe e é possível tornar bobinas anteriormente reprovadas por um baixo valor de relação elástica em bobinas aptas a comercialização após aguardar um certo período em estoque.

Também foi possível determinar a energia cinética de ativação do envelhecimento com a utilização da equação generalizada de Harper descrita pela equação 15. Aplicamos os valores de k_v e linearizamos a equação 16 para a obtenção da energia de ativação ΔH nas 6 curvas da figura 22 obtidas através a previsão da RNA. Dessa forma, obtivemos os seguintes valores descritos na tabela 5:

Tabela 5: Energia de ativação e coeficiente de correlação das retas obtidas através dos 6 cenários previstos pela RNA.

Estágio 1 (176 - 53 °C)			Estágio 2 (46 - 24 °C)		
Cenário	R ²	ΔH (kJ/mol)	Cenário	R ²	ΔH (kJ/mol)
1	94,22%	4	1	58,71%	60
2	92,36%	5	2	57,50%	60
3	83,37%	3	3	59,90%	61
4	93,61%	5	4	60,47%	61
5	90,82%	6	5	57,31%	62
6	91,07%	5	6	56,18%	60

Fonte: Arcelormittal São Paulo (2023).

Assim é possível observar que obtivemos para um segundo estágio de envelhecimento uma energia de ativação de 60 ± 1 kJ/mol, onde o valor está dentro da faixa calculada por Nakada e Keh [54] que descreve essa etapa como resultado da difusão do nitrogênio para campos de tensão das discordâncias e formação das atmosferas de Cottrell e efeito Snoek.

Com base nesse valor de Energia de Ativação obtido e o envelhecimento ocorrer em baixas temperaturas, não há a precipitação de nitretos no material, mas podendo sim haver a formação de carbonetos de transição e/ou a formação de clusters [53], com descreve Murari, Melo e Gonzalez.

Essa análise aplica-se apenas ao segundo estágio de envelhecimento, porque se baseia na suposição de que o envelhecimento por deformação é causado pela difusão de longo alcance de intersticiais [54].

7 CONCLUSÕES

Com os estudos realizados no presente trabalho, foi possível observar, com o auxílio de técnicas estatísticas a evolução presente na propriedade Relação Elástica, com base nas alterações do Limite de escoamento e Limite de Resistência, podendo até mesmo ter um acréscimo de 0,03 pontos, equivalente a 60% da faixa de reprovação da propriedade na NBR 7480, que é de 1,00 a 1,05.

Também foi possível obter conhecimento da variável controlada no processo que possui maior interferência na Relação Elástica através do planejamento fatorial realizado, que é a quantidade de dias que o material permanece em estoque, já as duas outras variáveis, peso da bobina e velocidade de processamento, têm menor interferência.

Com a estruturação da rede, através de treinamento, validação e previsão, concluiu-se que mesmo materiais anteriormente abaixo da faixa de especificação, com valores próximos a 1,04 se tornarão aptos a comercialização em poucos dias permanecendo em estoque, já materiais com valores próximos a 1,02 necessitarão de no mínimo 2 semanas para atingirem o valor superior a 1,05.

Uma energia de ativação para o envelhecimento pode ser calculada através da equação de Harper onde obteve-se o valor de 60 ± 1 kJ/mol para um segundo estágio de envelhecimento resultante da difusão do nitrogênio para campos de tensão das discordâncias e/ou formação de carbonetos de transição.

Com isso, é possível tomar ações mais assertivas na tomada de decisão para disposições de materiais, evitando assim sucateamento desnecessário antecipado, reduzindo custo na produção do CA60.

8 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] MAITREPIERRE, PH.; ROFES-VERNIS, J.; THIEVELLIER, D. Structure-Properties relationships in boron Steels. AIME, p. 1, 1979.
- [2] BRESCIANI FILHO, Ettore. et al. Conformação Plástica dos Metais. 4ª Edição Revisada e Ampliada. São Paulo: Editora da Unicamp, 1991, 352 f. Volume Único.
- [3] IMIANOWSKY, G. W.; WALENDOWSKY, M. A. Os Principais Aços Carbono Utilizados na Construção Civil Conselho Regional de Engenharia e Arquitetura de Santa Catarina, Santa Catarina, pp. 2-21, 2017.
- [4] GORNI, A.A. Estudo Traça Relações entre Microestrutura e Propriedades Mecânicas em Aços Estruturais. Corte e Conformação de Metais, 3:35, Março 2008. Hobsbawm, E. J., 1979, "As origens da revolução industrial", Editora Global, São Paulo - SP.
- [5] CCBA. Aços estruturais. 2014. Disponível em: <http://www.cbca-acobrasil.org.br/site/construcao-em-aco-acos-estruturais.php>. Acesso em: 29 set. 2023.
- [6] TEOBALDO, Izabela Naves Coelho. Estudo do aço como objeto de reforço estrutural em edificações antigas. 2004. 137 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Estruturas) - Escola de Engenharia - Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2004.
- [7] DIAS, Luís Andrade de Mattos. Estruturas de Aço: conceitos, técnicas e linguagem. 2. ed. São Paulo: Zigurate Editora, 1998.
- [8] PINHEIRO, Libânio M. Fundamentos do Concreto e Projeto de Edifícios. PINHO, Fernando Ottoboni; BELLEI, Ildony Hélio. Pontes e viadutos em vigas mistas. Rio de Janeiro: IBS/CBCA, 2007. São Carlos: Universidade de São Paulo, 2007.
- [9] PEINADO, Hugo Sefrian; MORI, Luci Mercedes de; MIOTTO, José Luiz. Aço cortado e dobrado de fábrica para estruturas de concreto armado. Técnica (online), ed. 195, jun. 2013.
- [10] Associação Brasileira de Normas Técnicas. NBR 7480: Aço destinado a armaduras para estruturas de concreto armado. Rio de Janeiro: ABNT; 2007.
- [11] C G L Cardoso; G A Silva, RESFRIAMENTO DO VERGALHÃO CA 60 NO PROCESSO DE LAMINAÇÃO A FRIO, 6º Seminário de Trefilação, ABM, 2015.
- [12] GOKYŪ, I.; ÔKUBO, T. "Studies on the Roller Die". Tetsu-to-Hagané Overseas, v. 4, n. 1, p. 44–52, 1964.
- [13] AMINE, K. EL; LARSSON, J.; PEJRYD, L. "Experimental comparison of roller die and conventional wire drawing". Journal of Materials Processing Technology, v. 257, n. February, p. 7–14, 2018.

- [14] Hubertus Colpaert, 2008, *Metalografia dos Produtos Siderúrgicos Comuns*, Quarta Edição revista e atualizada por: André Luiz V. da Costa e Silva, Editora Blucher.
- [15] Padilha, A. F., 2000, “Ciência dos Materiais: Microestrutura e Propriedades”, Editora Hemus, Curitiba - PR.
- [16] PUSSEGODA, L. N., *Strain Age Embrittlement in Reinforcing Steels*. Ph.D. Thesis, University of Canterbury, Christchurch, New Zealand, 1978.
- [17] GAVRILJUK, V. G.; SHYVANIUK, V. N.; TEUS, S. M. Mobility of dislocations in the iron-based C-, N-, H-solid solutions measured using internal friction: Effect of electron structure. *Journal of alloys and compounds*, v. 886, n. 161260, p. 161260, 2021.
- [18] VEIGA, R. G. A. et al. Monte Carlo and molecular dynamics simulations of screw dislocation locking by Cottrell atmospheres in low carbon Fe–C alloys. *Scripta materialia*, v. 108, p. 19–22, 2015.
- [19] SNOEK, J. L. Effect of small quantities of carbon and nitrogen on the elastic and plastic properties of iron. *Physica*, v. 8, n. 7, p. 711–733, 1941.
- [20] COTTRELL, A. H.; BILBY, B. A. Dislocation theory of yielding and strain ageing of iron. *Proceedings of the Physical Society*, v. 62, n. 1, p. 49–62, 1949.
- [21] VAN DEN BEUKEL, A. Theory of the effect of dynamic strain aging on mechanical properties. *Physica status solidi (A): Applied research*, v. 30, n. 1, p. 197–206, 1975.
- [22] ANANTHAKRISHNA, G. Current theoretical approaches to collective behavior of dislocations. *Physics reports*, v. 440, n. 4–6, p. 113–259, 2007.
- [23] Portevin, Alberto; Le Chatelier, François. Sur un phénomène observé lors de l'essai de traction d'alliages en cours de transformation. *Comptes rendus hebdomadaires des séances de l'Académie des sciences*. 176: 507–510, 1923.
- [24] Harshad K. D. H. 2021. *Bhadeshia. Theory of Transformations in Steels*. CRC Press is an imprint of Taylor & Francis Group, LLC.
- [25] YANG, W. et al. Phase-field simulation of nano- α' precipitates under irradiation and dislocations. *Journal of Materials Research and Technology*, v. 22, p. 1307–1321, 1 jan. 2023.
- [26] S.W.Joung, U.G.Kang, S.P.Hong, Y.W.Kim, W.J.Nam, Aging behavior and delamination in cold drawn and post-deformation annealed hyper-eutectoid steel wires, Elsevier, 2013.
- [27] ZHU, C. et al. A review on improving mechanical properties of high entropy alloy: interstitial atom doping. *Journal of Materials Research and Technology*, v. 24, p. 7832–7851, 1 maio 2023.

- [28] CHENG, L. et al. The tempering of iron- carbon martensite; dilatometric and calorimetric analysis. Metallurgical transactions, v. 19, n. 10, p. 2415–2426, 1988.
- [29] Reis W P; Castro J A; Castro L A F; Valentim A J R; Kunioshi F, MODELO DE PREVISÃO DE DEMANDA DE FERROLIGAS UTILIZANDO REDES NEURAI, Technol. Metal. Mater. Miner., São Paulo, v. 16, n. 2, p. 163-169, abr./jun. 2019.
- [30] Prajapati DK, Tiwari M. Use of artificial neural network (ANN) to determining surface parameters, friction and wear during pin-on-disc tribo testing. Key Eng Mater. 2017;739:87-95.
- [31] ARUN, K. K. et al. Applications of Artificial Neural Network Simulation for Prediction of Wear Rate and Coefficient of Friction Titanium Matrix Composites. Materials Research, v. 26, p. e20220306, 31 mar. 2023.
- [32] HAYKIN, S. Redes neurais: princípios e prática. Tradução Paulo Martins Engel. 2. ed. Porto Alegre: Bookman, 2001. Tradução de Neural networks: a comprehensive foundation.
- [33] ABRAHAM, A.; NATH, B. A neuro-fuzzy approach for modeling electricity demand in Victoria. Amsterdam, Applied Soft Computing Journal, v. 1/2, p. 127-138, 2001.
- [34] AUDY, J. L. N.; BRODBECK, A. F. Sistemas de informação: planejamento e alinhamento estratégico nas organizações. Bookman: Porto Alegre, 2003.
- [35] GUO, Q. et al. Predict the phase formation of high-entropy alloys by compositions. Journal of Materials Research and Technology, v. 22, p. 3331–3339, 1 jan. 2023.
- [36] HOBBS, B. F.; HELMAN, U., JITPRAPAIKULSARN, S., SREENIVAS, K., MARATUKULAN, D. Artificial neural networks for short-term energy forecasting: accuracy and economic value. Amsterdam, Neurocomputing, v. 23, n. 1/3, p. 71–84, December 1998.
- [37] BJORGAN, R., SONG. H., LIU, C. C., DAHLGREN, R.. Pricing flexible electricity contracts. Amsterdam, IEEE Transactions on Power Systems, v. 15, n. 2, p. 477-482, May 2000.
- [38] MINE, O.M. Previsão de demanda de auto peças com redes neurais. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Espírito Santo, ES, 2010.
- [39] CORDEIRO, L. L., PEREIRA, H. A. Modelos para previsão demanda no restaurant universitário utilizando técnicas de redes neurais. IV Congresso nacional de excelência em gestão. Niterói, RJ, 31 de julho à 02 de Agosto de 2008.
- [40] ZOUCAS, F. A.M. Aplicação de redes neurais para previsão de séries temporais em segmentos industriais. Dissertação (Mestrado) – Centro Universitário da FEI, São Bernardo do Campo, SP, 2008.

[41] FREIMAN, J. P.; PAMPLONA, E. O.. Redes Neurais Artificiais na Previsão do Valor de Commodity do Agronegócio. V Encontro Internacional de Finanzas. Santiago, Chile, 19 a 21 de janeiro de 2005.

[42] ARTHUR CANÇADO SCHUTTENBERG et al. Efeito da temperatura de austenitização intercrítica sobre a cinética de transformação martensítica e evolução microestrutural de um aço API-OCTG grau K55. v. 20, p. e2717–e2717, 1 jan. 2023.

[43] SETYAWATI, B. R.; CREESE, R. C.; SAHIRMAN, S. Neural network for cost estimation (part 2). Morgantown, AACE International Transactions , v. 14, p. 1-10, 2003.

[44] FISH, K. E; BLODGETT, J. G. A visual method for determining variable importance in an artificial neural net. London, Journal of Targeting, Measurement and Analysis for Marketing, v. 11, n. 3; p. 244-254, March 2003.

[45] GOEDEL, A. Estimativa de conjugado de carga aplicado em eixos de motores de indução trifásicos através de redes neurais artificiais. 2003. 122 f. Dissertação (Mestrado) – Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia de Bauru. Bauru, 2003.

[46] COURTNEY, J. F. Decision making and knowledge management in inquiring organizations: toward a new decision-making paradigm for DSS. Amsterdam, Decision Support Systems, v. 31, n. 1, p. 17-38, May 2001.

[47] CASTRO, J. A.; FEITEIRA, J. F. S.; FRANÇA, A. B.. Utilização de Redes neurais artificiais e modelo CFD como estratégia para tomada de decisões no processo do alto-forno. Escola de Eng. Industrial Metalúrgica de Volta Redonda UFF. 39º Seminário de Redução de Minério de Ferro e Matérias-Primas. 22 a 26 Novembro de 2009, Ouro Preto – MG.

[48] WUPPERMANN, C.P. The Steel Industry in Europe – Globalisation: Challenges and Opportuni-ties. In: 62º Congresso Anual da ABM. Anais. Vitória, Julho 2007.

[49] Y.J. Li, P. Choi, S. Goto, C. Borchers, D. Raabe, R. Kirchheim, Evolution of strength and microstructure during annealing of heavily cold-drawn 6.3 GPa hypereutectoid pearlitic steel wire, Elsevier, 2012.

[50] Yujiao Li, Dierk Raabe, Michael Herbig, Pyuck-Pa Choi, Shoji Goto, Aleksander Kostka, Hiroshi Yarita, Christine Borchers, Reiner Kirchheim, American Physical Society, 2014.

[51] Camacho; Kempka; Bielefeldt, CARBON STEEL STUDY TO REDUCE THE COST ALLOY IN THE PRODUCTION OF CA60, Tecnol. Metal. Mater. Miner, São Paulo, ABM, 2017.

[52] LIMA, T. N. et al. Microstructural Evolution of a Hot-Stamped Boron Steel Automotive Part and Its Influence on Corrosion Properties and Tempering Behavior. Materials Research, v. 26, p. e20220494, 2 jun. 2023.

[53] MELO, T. M. F. DE; GONZALEZ, B. M.; MURARI, F. D. ESTUDO DO ENVELHECIMENTO APÓS DEFORMAÇÃO EM UM AÇO DUAL PHASE DE BAIXA RESISTÊNCIA MECÂNICA LAMINADO A FRIO. *Tecnologia em Metalurgia e Materiais*, v. 6, n. 2, p. 108–112, 2009.

[54] NAKADA, Y.; KEH, A. S. Kinetics of snoek ordering and cottrell atmosphere formation in Fe-N single crystals. *Acta metallurgica*, v. 15, n. 5, p. 879–883, 1967.

[55] VASILYEV, A. A.; LEE, H.-C.; KUZMIN, N. L. Nature of strain aging stages in bake hardening steel for automotive application. *Materials science & engineering. A, Structural materials: properties, microstructure and processing*, v. 485, n. 1–2, p. 282–289, 2008.