

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE MINAS GERAIS
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica

Diêgo Fernandes da Cruz

**APLICABILIDADE DE REDES NEURAS TREINADAS PARA A PREDIÇÃO
DA FORÇA DE TREFILAÇÃO**

Belo Horizonte - MG

2018

Diêgo Fernandes da Cruz

**APLICABILIDADE DE REDES NEURAIS TREINADAS PARA A PREDIÇÃO
DA FORÇA DE TREFILAÇÃO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica da Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Mecânica.

Orientador: Prof. Dr. Pedro Américo Almeida Maqalhães Jr.

Belo Horizonte - MG

2018

FICHA CATALOGRÁFICA

Elaborada pela Biblioteca da Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais

C957a Cruz, Diêgo Fernandes da
Aplicabilidade de redes neurais treinadas para a predição da força de trefilação / Diêgo Fernandes da Cruz. Belo Horizonte, 2018.
95 f.: il.

Orientador: Pedro Américo Almeida Magalhães Júnior
Dissertação (Mestrado)- Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais.
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica

1. Trefilação. 2. Redes neurais (Computação). 3. Cobre - Metalurgia. 4. Lubrificação e lubrificantes. I. Magalhães Júnior, Pedro Américo Almeida. II. Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica. III. Título.

SIB PUC MINAS

CDU: 621.89

Ficha catalográfica elaborada por Roziane do Amparo Araújo Michielini - CRB 6/2563

Diêgo Fernandes da Cruz

**APLICABILIDADE DE REDES NEURAIS TREINADAS PARA A PREDIÇÃO
DA FORÇA DE TREFILAÇÃO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica da Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Mecânica.

Prof. Dr. Pedro Américo Almeida Magalhães Jr. – PUC Minas (Orientador)

Prof. Dr. Frederico Castro Magalhães – UFMG (Co-orientador)

Prof. Dr. Clayson Bruno Santos Vimieiro – PUC Minas

Prof. Dr. Paulo Sérgio Martins – UNA

Belo Horizonte, 16 de novembro de 2018.

A DEUS por permitir a conclusão dessa etapa.

A minha família pelo apoio incondicional.

AGRADECIMENTOS

A DEUS.

A minha esposa Kamilla e minha filha Isabela que foram fonte constante de inspiração.

Aos meus pais Ceníria e Gilberto que tem papel primordial em minha vida. No campo acadêmico sempre foram meus principais apoiadores e entusiastas.

Ao meu irmão Felipe por sempre estar presente ao meu lado nos momentos de dificuldades e incertezas.

A minha cunhada Nathália e minha sogra Márcia por serem sempre otimistas e acreditarem na minha capacidade.

A meus amigos Bruno Henrique, Bruno Costa, Rafael Romão, Felipe Fraga, Alex Chagas, Marcelo Falk, Marcelo Rios que sempre tinham uma palavra de apoio nos momentos delicados.

Ao Marlei, um companheiro ímpar que foi um exemplo de dedicação, competência e me ajudou de forma decisiva no desenvolvimento desse trabalho.

Ao Frederico Magalhães, grande amigo que sempre me encorajou e foi de influência notória na escolha e construção desse tema.

Ao meu orientador Pedro Américo, que inicialmente me deu a oportunidade de entrada no programa e sempre me guiou para o caminho da superação.

A Valéria que sempre cuidou e cuida dos alunos da pós-graduação com dedicação e carinho.

Ao Programa de Pós Graduação em Engenharia Mecânica da PUC Minas pela oportunidade de desenvolvimento desse trabalho.

Ao Departamento de Engenharia Mecânica por confiarem em meu potencial e entenderem minhas ausências, um muito obrigado aos professores e técnicos administrativos.

A FAPEMIG por me auxiliar com a bolsa de estudo, a qual viabilizou o cumprimento desse objetivo.

A todos que participaram direta ou indiretamente desse processo.

A caminhada foi árdua, mas gratificante pela criação e fortificação de laços de amizade e companheirismo.

*“A mente que se abre a uma nova ideia jamais
voltará ao seu tamanho original”*

(Albert Einstein)

RESUMO

Neste estudo verifica-se a aplicabilidade de redes neurais treinadas para a predição da força de trefilação de barras cilíndricas de cobre. O objetivo geral do trabalho é avaliar a aplicabilidade dos resultados do uso de redes neurais para a determinação da força de trefilação, em comparativo com os resultados de um experimento realizado previamente levando-se em conta o número de passes, o semi-ângulo e a redução de área no processo de trefilação de cobre eletrolítico. Para isso, as redes neurais foram treinadas com diferentes variáveis independentes na camada de entrada, obtidas em diferentes condições experimentais de trefilação, diante de um dispositivo especialmente montado em uma máquina um ensaio universal. Os bons resultados numéricos obtidos nas fases de treinamento e predição das forças de trefilação pelas redes neurais, quando comparados com os valores experimentais, mostraram que esse tipo de inteligência artificial tem condições de ser utilizada em um ambiente de produção de barras cilíndricas de cobre a um baixo custo operacional.

Palavras-chave: Trefilação, Redes Neurais, Força de Trefilação, Cobre.

ABSTRACT

In this study investigated the applicability of trained neural networks for the prediction of the drawing force of copper cylindrical bars. The general objective of this work is to evaluate the applicability of the results of the use of neural networks to determine the drawing force, in comparison with the results of a previous experiment, taking into account the number of passes, the semi-angle and the reduction in electrolytic copper drawing process. For this, the neural networks were trained with different independent variables in the input layer, obtained in different experimental conditions of drawing, before a device specially mounted in a machine a universal test. The good numerical results obtained in the training and prediction phases of the drawing forces by the neural networks, when compared with the experimental values, showed that this type of artificial intelligence can be implemented in an environment of production of cylindrical bars of copper to one low operating cost.

Keywords: Drawing, Neural Networks, Drawing Force, Copper.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 – Parâmetros geométricos básicos do processo de trefilação.....	20
FIGURA 2 – Representação do processo de trefilação.....	22
FIGURA 3 – Seção transversal da fieira.....	24
FIGURA 4 – Características geométricas da fieira.....	25
FIGURA 5 – Deformação nos elementos da barra sendo trefilada.....	26
FIGURA 6 – Esforços presentes no processo de trefilação.....	28
FIGURA 7 – Círculo de Mohr dentro da fieira.....	28
FIGURA 8 – Círculo de Mohr após a fieira.....	29
FIGURA 9 – Iteração entre variáveis significativas no processo de conformação dos metais.....	30
FIGURA 10 – Relação da força de atrito em função da força normal.....	33
FIGURA 11 – Separação por deformação plástica contínua.....	36
FIGURA 12 – Separação por deslizamento.....	36
FIGURA 13 – Formação de bandas de cisalhamento.....	37
FIGURA 14 – Divisão das bandas de cisalhamento.....	37
FIGURA 15 – Fratura rompimento “taça e cone”.....	38
FIGURA 16 – Fluxograma do processo de produção do fio máquina.....	40
FIGURA 17 – Aciaria.....	41
FIGURA 18 – Lingotamento contínuo.....	41
FIGURA 19 – Laminação do produto do lingotamento.....	42
FIGURA 20 – Laminador de fio máquina.....	43
FIGURA 21 – Fio máquina estocado depois da inspeção.....	44
FIGURA 22 – Representação esquemática da técnica de visioplaticidade.....	45
FIGURA 23 – Diagrama de blocos para o projeto e controle do processo na conformação dos metais.....	46
FIGURA 24 – Processo de análise por elementos finitos.....	51
FIGURA 25 – Esquema de unidade McCulloch-Pitts.....	59
FIGURA 26 – Arquitetura de uma rede neural em camadas.....	60
FIGURA 27 – Rede feedforward de uma única camada.....	63
FIGURA 28 – Rede feedforward de múltiplas camadas.....	64
FIGURA 29 – Rede neural recorrente.....	64
FIGURA 30 – Dispositivo montado para a trefilação em máquina de ensaio	

Universal.....	73
FIGURA 31 – Dimensões do corpo de prova a ser trefilado.....	73
FIGURA 32 – Evolução da tensão efetiva em função da deformação efetiva para o cobre eletrolítico adquirido.....	75
FIGURA 33 – Arquitetura da rede neural para o processo de trefilação.....	77

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 – Composição química do cobre eletrolítico.....	70
TABELA 2 – Especificação técnica do cobre eletrolítico.....	70
TABELA 3 – Parâmetros geométricos de trefilação empregados no trabalho.....	72
TABELA 4 – Dimensões dos corpos de prova a serem trefilados.....	74
TABELA 5 – Valores de força de atrito e coeficiente de atrito.....	76
TABELA 6 – Parâmetros da rede de estimação das forças de trefilação.....	75
TABELA 7 – Dados de treinamento das redes neurais.....	79
TABELA 8 – Dados de simulação das redes neurais.....	79
TABELA 9 – Erro relativo da rede neural (13 neurônios).....	80
TABELA 10 – Forças de trefilação obtidas experimentalmente e pela rede neural na fase de	80
TABELA 11 – Erro relativo da rede neural (10 neurônios).....	82
TABELA 12 – Erro relativo da rede neural (11 neurônios).....	83
TABELA 13 – Erro relativo da rede neural (12 neurônios).....	84
TABELA 14 – Erro relativo da rede neural (14 neurônios).....	84
TABELA 15 – Erro relativo da rede neural (15 neurônios).....	85
TABELA 16 – Erro relativo da rede neural (16 neurônios).....	85

LISTA DE ABREVIATURAS

RNA - Rede Neural Artificial

VLSI - very-large-scale-integrated

LISTA DE SÍMBOLOS

A - área aparente
Af - área final
Al - alumínio
Ao - área inicial
Ar - área aparente
Cu - cobre
Em - deformação média
Eh - deformação homogênea
F - força de atrito
Fe - ferro
I - perda de calor
K - coeficiente de resistência
kN - kilo-Newton
m - fator de atrito
Mc - área de contato entre a barra e a fieira
Mg - magnésio
Mm - milímetro
MPa - mega-Pascal
N - força normal
Ni - níquel
Pb - chumbo
R - redução de área
R - regressão
Td - acréscimo de temperatura proveniente da deformação plástica
Tf - acréscimo de temperatura proveniente do atrito
Ti - temperatura inicial
Ts - temperatura referente à perda de calor
Zn - zinco
 α - semi-ângulo
 Δ - parâmetro
 η - coeficiente de encruamento
 μ - coeficiente de atrito

Φ - fator de deformação redundante

\bar{Y} - limite de escoamento médio

% - percentual

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	16
1.1 Histórico.....	16
1.2 Tema.....	17
1.3 Problema.....	17
1.4 Hipóteses.....	18
1.5 Objetivo geral.....	19
1.6 Objetivos específicos.....	19
1.7 Justificativa.....	20
1.8 Escopo.....	21
1.9 Contribuição.....	21
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	22
2.1 Trefilação.....	22
2.1.1 <i>Fieira.....</i>	23
2.1.2 <i>Deformação plástica durante a trefilação.....</i>	25
2.1.3 <i>Tensões durante a trefilação.....</i>	27
2.2 Variáveis no processo de conformação	29
2.2.1 <i>Atrito.....</i>	31
2.2.2 <i>Encruamento.....</i>	33
2.2.3 <i>Velocidade de deformação.....</i>	33
2.2.4 <i>Temperatura.....</i>	34
2.3 Deformabilidade.....	34
2.4 Fratura Dúctil.....	35
2.4.1 <i>Mecanismos de fratura dúctil.....</i>	35
2.5 Defeitos na trefilação.....	38
2.6 Produção de fio máquina.....	39
2.7 Métodos de análise nos processos de conformação mecânica.....	44
2.7.1 <i>Método experimental.....</i>	44
2.7.2 <i>Método analítico e numérico.....</i>	45
2.7.3 <i>Aplicação dos elementos finitos nos processos de conformação de metais.....</i>	51
2.7.3.1 <i>Formulação rígido-plástica ou rígido-viscoplástica.....</i>	52
2.7.3.2 <i>Formulação elasto-plástica.....</i>	52

2.7.4	<i>Dificuldades para simulação do processo de conformação</i>	54
2.7.5	<i>Erros no método dos elementos finitos</i>	56
2.7.5.1	<i>Erro de discretização</i>	56
2.8	Redes neurais	57
2.8.1	<i>Contextualização</i>	57
2.8.2	<i>Vantagens de uma rede neural</i>	57
2.8.3	<i>Aspectos de uma rede neural</i>	59
2.8.4	<i>Processo de aprendizado</i>	61
2.8.5	<i>Arquitetura de redes neurais</i>	62
2.8.5.1	<i>Redes feedforward de uma única camada</i>	62
2.8.5.2	<i>Rede feedforward de múltiplas camadas</i>	63
2.8.5.3	<i>Redes recorrentes</i>	64
3	ESTADO DA ARTE	65
4	METODOLOGIA	70
4.1	Contextualização	70
4.2	O Experimento	70
4.3	Fator de atrito	74
4.4	Aplicação das redes neurais no processo de trefilação	76
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES	80
6	CONCLUSÕES	87
7	PROPOSTA DE TRABALHOS FUTUROS	89
8	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFIAS	90

1 INTRODUÇÃO

1.1 Histórico

A trefilação é um processo de conformação mecânica que se executa pela passagem de um fio (barra ou tubo) através de uma ferramenta com geometria externa cilíndrica com um furo cônico no centro, denominada de fieira. A aplicação de uma força de natureza trativa à saída, faz com que o material se deforme à medida que atravessa a fieira, reduzindo desta maneira, o seu diâmetro e, conseqüentemente, aumentando o seu comprimento.

O processo de trefilação é realizado a frio e em múltiplos passes, ocorrendo o encruamento do material. Desse modo, são obtidos fios, barras cilíndricas e tubos com boa retilineidade, estreitas tolerâncias dimensionais e acabamento superficial satisfatório. Às vezes, faz-se o recozimento do material entre os passes de trefilação, com o objetivo de conseguir um produto final com propriedades mecânicas controladas (Cetlin e Helman, 1993).

Estes produtos são conformados a frio, o que lhes confere propriedades de resistência mecânica superiores àqueles que são produzidos a morno e a quente, sem a necessidade de tratamentos térmicos. No caso de aços com baixa e média porcentagem de carbono, dependendo do grau de redução, o limite de resistência pode sofrer acréscimo superior a 120%, o limite de escoamento entre 100% e 300% e a dureza, entre 60% e 150% (MIELNIK, 1991).

A tensão de trefilação é um parâmetro fundamental para se permitir o controle do processo de conformação. Seu cálculo prévio em função das condições específicas do material e do processo é fundamental para a correta definição do “*set-up*” da trefilação. Por isso, todo sistema de automação usado na trefilação, adota um modelo matemático de carga, que permite sua determinação sem um excessivo tempo computacional quando comparado com as simulações numéricas pelas técnicas de elementos e volume finitos, Agelet de Saracibar (1991).

As primeiras formulações do método dos elementos finitos, para o estudo da conformação de metais surgiram na década de 60 através dos trabalhos de Zienkiewicz e Lee. Desde então, essa técnica numérica tem sido aplicada com sucesso dentro da conformação mecânica. A este sucesso se deve a capacidade de obtenção de soluções detalhadas em corpos no momento em que são deformadas,

tais como, velocidades, formas, temperaturas, tensões e a possibilidade de ser utilizado em diferentes situações, bastando alterar os dados de entrada no aplicativo numérico.

Diversos trabalhos têm explorado como tema trefilação e redes neurais. Em um deles, BYON et al. (2010) utilizaram uma máquina de trefilação de fio piloto, bem como um rolo de ponta de fio para um teste de trefilação de quatro diferentes materiais de revestimento e dois lubrificantes diferentes foi realizado à medida que a taxa de redução aumentava de 10% para 30%. Eles mostraram que o comportamento da força de estiramento varia com o tipo de lubrificante no processo de trefilação. À medida que o estresse de fluxo de um substrato aumenta, a delaminação se torna severa nesses casos.

1.2 Tema

Pelo que foi exposto, este trabalho tem como objetivo o estudo através do método experimental e numérico, da força de trefilação em barras de cobre submetidas ao processo de trefilação, variando os números de passes, o semi-ângulo e a redução de área das fieiras. A parte experimental realizou-se empregando um dispositivo, já desenvolvido, em uma máquina de ensaio universal. A parte numérica foi conduzida utilizando o método de inteligência artificial. Os resultados obtidos no método foram comparados com os resultados experimentais, a fim de verificar a coerência e validar o modelo numérico proposto.

1.3 Problema

Do ponto de vista tecnológico, há um grande interesse em prever o(s) esforço(s) e o semi-ângulo ótimo tanto quanto as propriedades mecânicas finais dos produtos trefilados, resultando em menor consumo de energia, maior produtividade no processo de trefilação, menor tensão de trefilação e maior redução por passe. Entre os métodos para a previsão dos esforços necessários para a realização do processo de trefilação de barras de seção circular, destacam-se (Dixit, 2008):

- Método experimental;
- Métodos analíticos, por exemplo, Método dos blocos e limite superior;

- Métodos numéricos, empregando técnicas de elementos e volumes finitos;
- Método de Inteligência artificial (Redes Neurais, Lógica Fuzzy, Algoritmos Genéticos).

Um dos principais problemas encontrados na trefilação é a dificuldade na determinação dos valores da força aplicada no processo. Os métodos e equações são complexos e tem valores imprecisos. O coeficiente de atrito é a variável mais problemática, uma vez que sua determinação depende de outros componentes e seu valor varia ao longo do processo em função de outros elementos. (Wagoner e Chenot, 1997)

Uma abordagem adequada para esta situação é o uso de redes neurais, ou seja, algoritmos matemáticos que simulam o comportamento de sistemas nervosos biológicos. Eles têm a capacidade de “aprender” as conexões entre as variáveis de um conjunto de dados, sem conhecer, previamente, as relações formais entre elas (Dixit, 2008), a um baixo tempo computacional.

A motivação deste trabalho surgiu do fato de existir vasta literatura sobre aplicação de redes neurais artificiais, nas predições das forças, temperaturas e rugosidade superficial em diferentes processos de fabricação. No entanto, verificou-se uma lacuna quanto a sua aplicação no processo de trefilação. O objetivo desse trabalho foi verificar o desempenho dessa metodologia matemática para a previsão da carga de trefilação, realizada em condições específicas, em uma máquina de ensaio universal. Foi possível identificar que os resultados obtidos pelas redes neurais artificiais foram satisfatórios tanto nas fases de treinamento e quanto na validação, o que se confirmou na fase de predição das forças de trefilação, demonstrando assim ser uma boa opção para modelagem do processo de trefilação de barras cilíndricas de cobre a um baixo custo computacional.

1.4 Hipóteses

Na trefilação de fios, apesar do trabalho ser realizado a frio, as temperaturas no local da ferramenta podem se elevar consideravelmente em função das condições de atrito e da velocidade de trabalho, alterando conseqüentemente as propriedades mecânicas do material sob deformação e as condições de escoamento. As técnicas experimentais de aplicação mais imediata são as técnicas

convencionais de ensaios mecânicos, ensaios metalográficos e verificação metrológica.

A análise dos fatores de influência no processo de trefilação visa, fundamentalmente, encontrar as melhores condições de trabalho objetivando-se alcançar:

- Alta velocidade de trefilação;
- Pequenas forças de trefilação, para utilização de máquinas menos robustas e para poupar energia;
- Trefilados de qualidade mecânica e metalúrgica adequadas aos usos específicos, onde comumente são requeridas uniformidade estrutural e dimensional e ausência de defeitos superficiais.

De acordo com uma revisão sobre o trabalho de (Filice, 2013) pode-se destacar afirmativas sobre a trefilação. O processo de trefilação tem se desenvolvido muito mais através da experiência conferida pela prática industrial do que pela aplicação de conhecimentos científicos.

O cálculo de força de trefilação pode se basear em função de vários modelos matemáticos como os de Siebel, Sachs e Geleji. Os dois primeiros são onde estão baseados a maioria das teorias de trefilação e o de Geleji por se uma aplicação mais recente destes modelos. De forma geral são utilizados para o cálculo da força de trefilação o diâmetro final e inicial da barra, o semi-ângulo da fiação e o coeficiente de atrito. (Byon, 2010)

1.5 Objetivo geral

O objetivo geral do trabalho foi a avaliação da aplicabilidade dos resultados do uso de redes neurais para a determinação da força de trefilação, em comparativo com os resultados de um experimento realizado previamente levando-se em conta o número de passes, o semi-ângulo e a redução de área no processo de trefilação de cobre eletrolítico.

1.6 Objetivos específicos

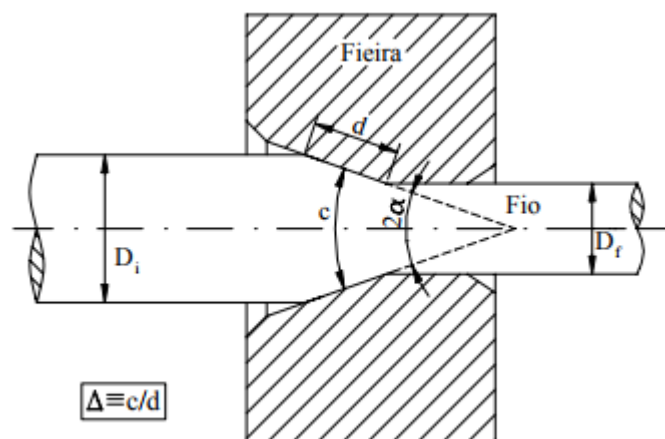
Foram objetivos específicos deste trabalho:

- Identificar as principais e mais relevantes variáveis na determinação da força envolvida no processo de trefilação;
- Construir conhecimento para utilização e aplicação de redes neurais no processo de trefilação;
- Definir os valores coletados experimentalmente para utilização na metodologia de redes neurais;
- Verificar a eficiência na previsibilidade da força de trefilação através da aplicação de redes neurais.

1.7 Justificativa

As relações entre a força de trefilação e as principais variáveis do processo (coeficiente de atrito, redução de área, semi-ângulo da fieira e as propriedades mecânicas do material) podem ser não-lineares, além de haver interações independentes entre as variáveis e dos fatores metalúrgicos, nos quais, inviabilizam a aplicação dos métodos matemáticos já propostos. A Figura 1 retrata uma fieira e o material trefilado, possibilitando identificar os principais parâmetros geométricos básicos que interferem no processo (Avitzur, 1989).

Figura 1 - Parâmetros geométricos básicos do processo de trefilação.



Fonte: Elaborada pelo Autor.

O processo de utilização de redes neurais buscou facilitar a previsibilidade de força de trefilação dentro do campo de atuação do experimento. Assim tornou-se

uma alternativa com baixo tempo computacional para utilização na trefilação de fios metálicos.

1.8 Escopo

Pretende-se alcançar nesse trabalho a determinação da eficiência da utilização de redes neurais para determinação de força de trefilação para cobre eletrolítico sob condições específicas de procedimento. Deve-se definir inicialmente um grupo de experimentos que serão utilizados como referência. Parte da base de dados experimentais será utilizada para utilização do método de inteligência artificial. Alguns dados experimentais intermediários e aleatórios devem ser reservados para posterior comparativo com os resultados obtidos. Com o método de redes neurais definido procede-se ao tratamento de dados onde a arquitetura é dividida em três camadas. Na saída do sistema serão definidos os valores de força para os pré-requisitos inseridos na camada de entrada do sistema.

1.9 Contribuição

Até o presente momento não foram encontrados trabalhos que relacionam a utilização de redes neurais para a determinação da força de trefilação. Assim pretende-se contribuir academicamente com um trabalho inédito sobre o assunto. A abordagem poderá ser utilizada como referência para trabalhos futuros para outras variáveis do processo. Comercialmente, o processo de redes neurais tem baixo tempo computacional comparado com outros métodos como de elemento e volumes finitos. O aparato computacional não exige grande capacidade de *hardware* e *software*. Do ponto de vista tecnológico e industrial é uma grande possibilidade para melhorar o processo de previsão de forças. Dessa forma equipamentos mais leves e conseqüentemente de menor custo poderão ser utilizados.

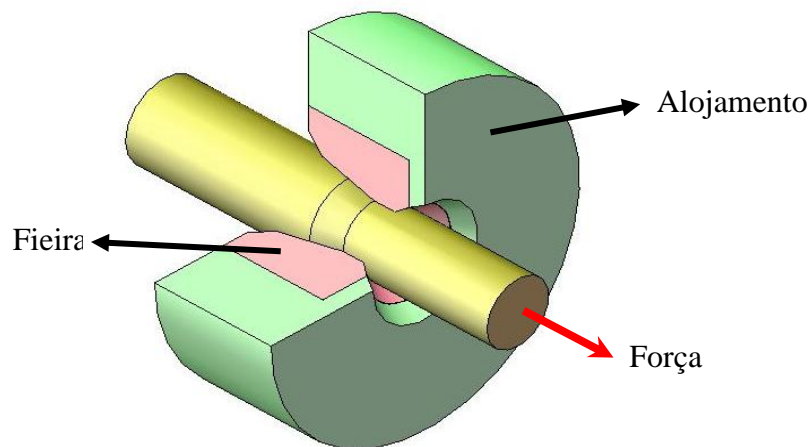
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Neste tópico cita-se as principais fontes bibliográficas para execução do projeto. Foram abordados assuntos sobre o processo de trefilação e sobre a utilização de redes neurais e seus fundamentos e aplicabilidades.

2.1 Trefilação

O processo de trefilação, conforme pode ser visto na Figura 2, consiste em forçar a passagem de uma barra através de uma fieira mediante a aplicação de uma força de tração à saída desta fieira (CETLIN e HELMAN, 1993), tendo como resultados a redução de área da seção transversal e o aumento da barra. Acompanhando as alterações dimensionais da barra, são observadas também mudanças nas propriedades mecânicas, fenômeno típico da deformação plástica a frio (encruamento).

Figura 2 - Representação do processo de trefilação.



Fonte: Elaborada pelo Autor.

A matéria-prima para o processo de trefilação é o um produto na forma de arame, barra ou tubo, obtido do processo de extrusão (para materiais não ferrosos) ou pelo processo de laminação (para metais ferrosos e não ferrosos), deve ser limpa inicialmente, para eliminar uma possível camada de óxido, antes de iniciar o processo de conformação.

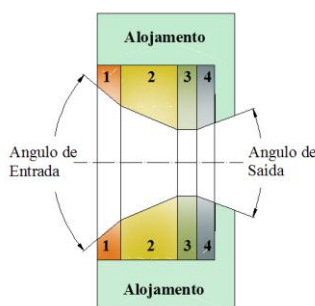
O processo pode ser conduzido em um ou em vários passes sucessivos, dependendo das dimensões desejadas. Tratamentos térmicos podem ser realizados entre os passes, de forma a eliminar ou minimizar os possíveis efeitos do encruamento, reduzindo a tensão de fluxo e aumentando a ductilidade (CORRÊA, 2005).

A trefilação é usualmente conduzida à temperatura ambiente, podendo envolver aumentos na temperatura da barra devido à geração de calor relativa à deformação plástica e, principalmente, ao atrito do metal com a fieira. Este, por sua vez, é atenuado através da lubrificação, processo que pode ser realizado através de dois métodos: a seco e a úmido. No primeiro, utiliza-se um tipo de sabão em pó colocado em um recipiente próximo à entrada da matriz. A lubrificação úmida é caracterizada pela imersão do metal em um líquido (óleo ou emulsão de sabão com aditivos) ou pelo fornecimento do mesmo à entrada da fieira (CORRÊA, 2005).

2.1.1 Fieira

De um modo geral, as fieiras são constituídas de um núcleo de material resistente ao desgaste e suficientemente duro para resistir aos esforços aplicados alojado em um outro material menos nobre. Geralmente as fieiras são fabricadas de carboneto de tungstênio, podendo ser de diamante para a fabricação de arames finos. A fieira reage ao esforço aplicado, induzindo tensões compressivas que facilitam o escoamento do material, de modo que o esforço axial necessário para a deformação resulta menor do que seria sem a presença daquela ferramenta. Pela Figura 3 podem-se notar quatro regiões de especial interesse, região do ângulo de entrada, região do semi-ângulo de trefilação, região cilíndrica e a região do ângulo de saída.

Figura 3 - Seção transversal da fieira – Região do ângulo de entrada (1) – Região do semi-ângulo (2) – Região cilíndrica (3) – Região do ângulo de saída (4).



Fonte: Elaborada pelo Autor.

A região do ângulo de entrada (1) tem por finalidade auxiliar na lubrificação da barra, garantindo que o lubrificante seja arrastado para dentro da região de deformação. Na região do semi-ângulo de trefilação, ocorre a redução do diâmetro da barra. A transição entre a região de entrada e a região do semi-ângulo deve ser o mais suave possível.

A região do semi-ângulo (2) é a mais importante do perfil da fieira, já que é onde ocorre a redução de área do metal trefilado. Deve-se manter a concentricidade entre o cone e a região cilíndrica para evitar qualquer problema de alinhamento durante o processo de trefilação.

A região cilíndrica (3) é responsável pelo controle dimensional do produto, evitar o desgaste prematuro da fieira e garantir um bom nível de acabamento superficial, e pelo aumento da vida útil da fieira. O comprimento do paralelo pode variar de 32 a 70 % do diâmetro inicial do arame (Cetlin e Helman, 1993). Um paralelo muito grande ou muito pequeno desfavorece a precisão dimensional, causa vibrações, aumentam os efeitos do atrito e causa defeitos superficiais ao produto.

Na região do ângulo de saída (4) a deformação elástica é recuperada e por esta razão a expansão do diâmetro não pode ser muito brusca, a fim de manter o filme de lubrificante inalterado na superfície do produto. Atualmente, a maioria das fieiras é feita de carbeto de tungstênio, o que lhes confere uma boa vida útil.

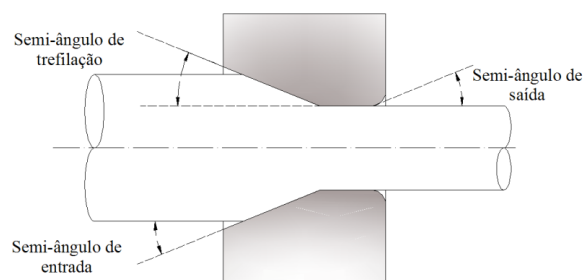
Tintelecan (2017) aborda a influência da geometria da matriz na força de trefilação. Em seu trabalho é realizado uma análise experimental com diversas variações de parâmetros para matrizes. A intenção principal é definir para que

condições possam identificar menor consumo energético e maior durabilidade das feiras.

As transições entre as diversas regiões da feira devem minimizar a ocorrência do atrito. Assim sendo, todas as transições entre as regiões devem ser suavizadas a fim de proporcionar um melhor escoamento do material e do lubrificante. Qualquer descontinuidade prejudica sobremaneira a lubrificação e causa danos ao produto final.

A análise acima evidencia três variáveis independentes no processo de trefilação: semi-ângulo de trefilação, redução de área e atrito (CETLIN e HELMAN, 1993). O semi-ângulo é representado pela metade do ângulo de entrada da feira, conforme ilustra a Figura 4.

Figura 4 - Características geométricas da feira.



Fonte: Elaborada pelo Autor.

A redução de área r é obtida por intermédio da equação:

$$r = 1 - \left(\frac{R_f}{R_i} \right)^2 \quad (1)$$

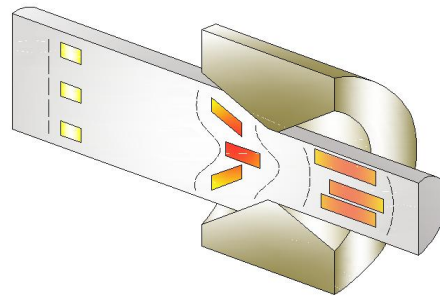
Onde R_f corresponde ao raio final da barra e R_i ao raio inicial.

2.1.2 Deformação plástica durante a trefilação

A deformação apresentada por uma barra trefilada pode ser interpretada através da análise de um elemento na figura 5. Comparando a geometria de um elemento próximo à superfície da barra antes da sua entrada na zona de

deformação e após sua passagem pela fieira, é possível notar que o elemento passa por estiramento e cisalhamento. À medida que se caminha da superfície da barra para o seu centro, o efeito do cisalhamento torna-se menor, enquanto o estiramento se mantém, caracterizando assim uma heterogeneidade da deformação ao longo da seção transversal da barra. A deformação responsável pelo estiramento da barra é denominada homogênea, enquanto a deformação que causa o cisalhamento é denominada de redundante. O cisalhamento em nada contribui para as mudanças dimensionais da barra sendo trefilada, apenas distorcendo o elemento. A deformação redundante será maior para grandes semi-ângulos de trefilação e pequena redução de área. O atrito, conforme análises experimentais, não influencia significativamente no valor da deformação redundante.

Figura 5 - Deformação nos elementos da barra sendo trefilada.



Fonte: Elaborada pelo Autor.

O cálculo das deformações na trefilação de barras cilíndricas tem sido realizado pelos métodos da deformação média, da viscoplasticidade ou de elementos finitos.

Na abordagem da deformação média, um valor médio representativo da deformação na barra trefilada tem sido obtido de forma analítica ou experimental.

Analiticamente, a deformação média ε_m é fornecida pela equação;

$$\varepsilon_m = \phi \cdot \varepsilon_H \quad (2)$$

Onde $\varepsilon_H = \ln\left(\frac{A_0}{A_f}\right)$ (deformação homogênea), A_0 a área inicial, A_f a área final,

e ϕ o fator de deformação redundante. O fator de deformação redundante pode ser calculado através de equações encontradas na literatura. A magnitude da deformação cisalhante varia ao longo da seção transversal da peça durante o

processo, decrescendo da superfície para o centro. Esse gradiente de cisalhamento é responsável pela heterogeneidade de deformação ao longo do raio da barra trefilada que, por sua vez, dá origem a uma distribuição não uniforme de propriedades mecânicas na mesma.

A equação 3, proposta por Backofen (1972) , coloca o fator de deformação redundante como função do parâmetro Δ :

$$\phi = 1 + 0,21(\Delta + 1) \quad (3)$$

Este parâmetro relaciona o semi-ângulo de trefilação (α) e a relação de área (r) através da equação 4:

$$\Delta = \left(\frac{\alpha}{r} \right) \left(1 + (1-r)^{1/2} \right)^2 \quad (4)$$

O fator de deformação redundante também pode ser obtido pela equação 5:

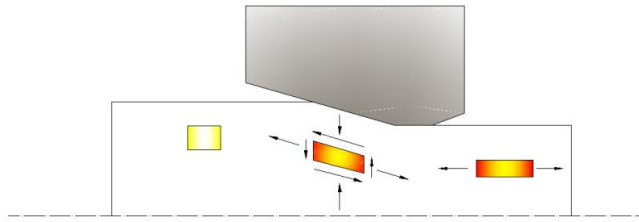
$$\phi = 0,88 + 0,78 \frac{A_s}{M_c} \quad (5)$$

Onde A_s equivale a área de uma superfície esférica centrada no ápice do cone e limitada por ele, sendo o seu raio a média dos raios correspondentes ao ponto de entrada e saída do material. O termo M_c representa a área de contato entre a barra e a fieira.

2.1.3 Tensões durante a trefilação

A maior parte da deformação plástica observada dentro da região do semi-ângulo de trefilação é o resultado da combinação de esforços trativos, de origem externa, e compressivos, impostas pelas paredes da fieira ao material, conforme pode ser observado na Figura 6.

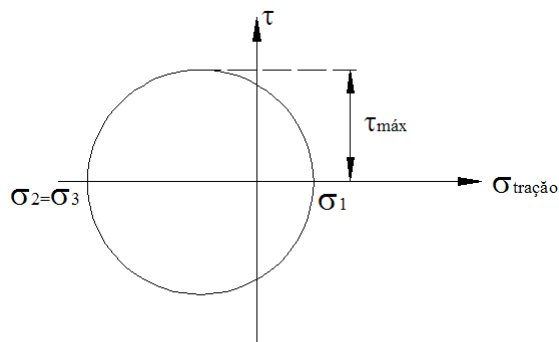
Figura 6 - Esforços presentes no processo de trefilação.



Fonte: Elaborada pelo Autor.

Conforme ilustrado no círculo de Mohr, Figura 7, o estado de tensões principais na região de trabalho é representado por uma componente de tração e outras duas de compressão. As componentes de compressão promovem um aumento da tensão de cisalhamento máxima no ponto. Caso houvesse somente a tensão de tração, a tensão de cisalhamento máxima seria menor e provavelmente não seria possível obter a deformação desejada.

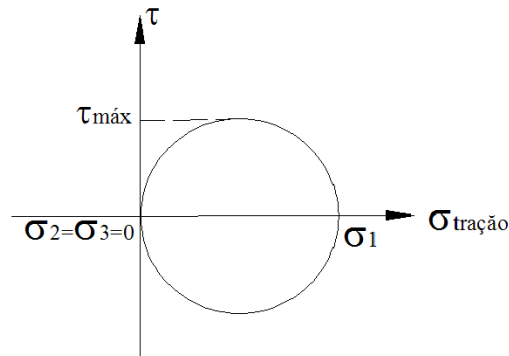
Figura 7 - Círculo de Mohr dentro da fieira



Fonte: Elaborada pelo Autor.

Após a fieira, o material deixa de deformar plasticamente e o estado de tensões principais nos pontos da barra fica limitado à tensão de trefilação (força exercida à saída da fieira dividida pela área da barra). Dessa forma, o círculo de Mohr para essa condição pode ser representado pela Figura 8.

Figura 8 - Círculo de Mohr após a fieira.



Fonte: Elaborada pelo Autor.

2.2 Variáveis nos processos de conformação

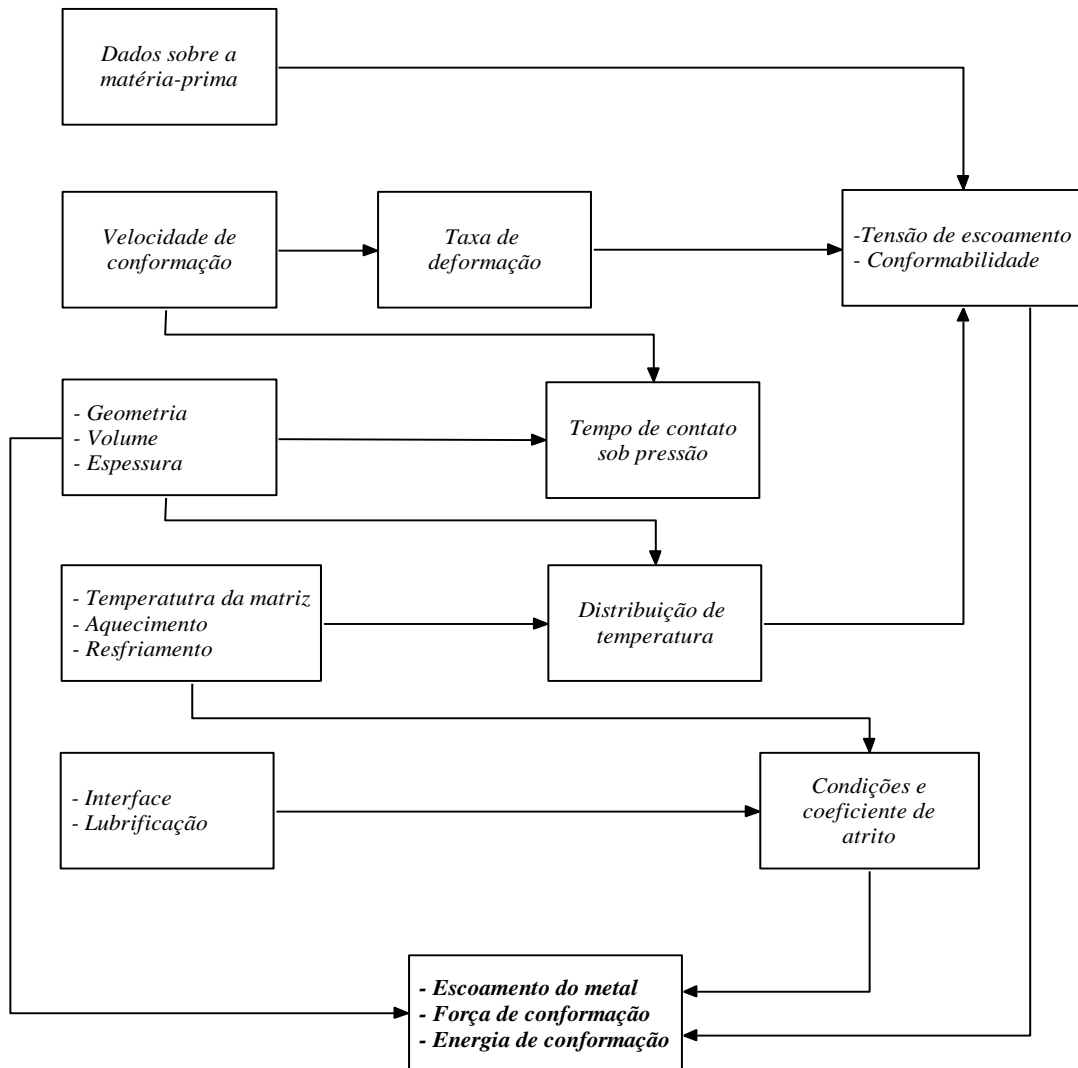
Muitos produtos metálicos usados corriqueiramente são obtidos por meio da conformação mecânica. Esse tipo de processo se caracteriza pelo estado permanente de deformação do material. Esse estado permanente ou deformado plasticamente é atribuído à aplicação de uma força externa ao material. Essa força deve ser suficientemente alta para assegurar que, depois de removida, haja uma conservação da forma desejada.

Segundo Kobayashi et al. (1989), em uma operação de conformação mecânica, o projeto consiste essencialmente em:

- Estabelecer as relações cinemáticas (formas geométricas, velocidades, taxas de deformação e deformações) entre a parte não deformada e a parte deformada;
- Estabelecer os limites de conformabilidade, isto é, determinar se é possível executar a operação de conformação sem causar algum defeito de superfície ou interno (afinamentos, enrugamentos, fraturas, etc.);
- Prever as forças e tensões necessárias para executar a operação de conformação. Essa informação é necessária para o projeto da ferramenta e para selecionar o equipamento apropriado, com força adequada e capacidade de energia para executar a operação de conformação.

A Figura 9 mostra as principais variáveis no processo de conformação de metais e suas inter-relações.

Figura 9 - Iteração entre variáveis significativas no processo de conformação dos metais



Fonte: KOBAYASHI et al., 1989

Nesta alteração da forma do material, as forças aplicadas devem ser tais, que promovam ao escoamento do material sem, contudo, induzir fraturas localizadas. A tensão de escoamento do material depende do estado de deformação, da velocidade de deformação e da temperatura, que determinam a tensão efetiva.

Devido ao fato do material estar em contato com a fiação (matriz), o atrito ao longo das interfaces e a transferência de calor para a fiação (matriz) são importantes fatores na conformação dos metais.

Perante esta complexidade, pode-se destacar quatro variáveis de importância, devendo-se também considerar o seu efeito combinado (CHAKRABARTY, 2006):

- Atrito;
- Encruamento;
- Velocidade de deformação;
- Temperatura.

2.2.1 Atrito

Cetlin e Helman (1993, p.73 e 74) conceitua atrito como:

Denomina-se atrito de contato o mecanismo através do qual se desenvolvem forças na superfície de dois corpos em contato, ocorrendo uma resistência ao deslizamento de um corpo sobre o outro. Ainda que essas forças que se desenvolvem durante o processo de deslizamento se encontrem sempre presentes, quaisquer que sejam os materiais em contato, os mecanismos físico-químicos responsáveis por elas parecem depender da natureza de tais materiais.

A causa fundamental da existência das forças de atrito entre superfícies metálicas parece residir em forças de atração (chamadas forças de adesão) entre as pequenas regiões em contato das superfícies deslizantes. Essas superfícies apresentam irregularidades microscópicas que chegam a constituir uma solda no estado sólido, devido a uma deformação plástica localizada. As forças de atrito parecem ter sua origem na resistência ao cisalhamento dessas uniões. Essas forças podem também originar-se como resultado de um processo de sulcamento que as saliências do metal mais duro realizam sobre a superfície do metal mais macio

Na conformação mecânica dos metais, o atrito está presente em todos os processos, sendo geralmente considerado nocivo. Entre os aspectos relevantes da conformação mecânica mais diretamente ligados ao atrito, pode-se assinalar

- Alteração, geralmente desfavorável, dos estados de tensão necessários para a deformação;
- Produção de fluxos irregulares de metal durante o processo de conformação;
- Aparecimento de tensões residuais no produto;
- Elevação da temperatura do material em níveis capazes de comprometer-lhe as propriedades mecânicas;
- Aumento do desgaste das ferramentas;
- Aumento do consumo de energia necessária à deformação.

Portanto, as condições de atrito na interface matriz/ferramental têm influência no escoamento do metal, formação de defeitos superficiais e internos, tensões e forças atuantes no processo. Tais condições dependem basicamente do tipo de lubrificação adotada (ALTAN et al.(1983), KOBAYASHI et al (1989)):

Sob condições a seco, nenhum lubrificante é utilizado na interface, e somente as camadas de óxido estão presentes na matriz e na matéria prima. Nesse caso, o atrito é alto, situação desejável apenas em pequeno número de operações de conformação;

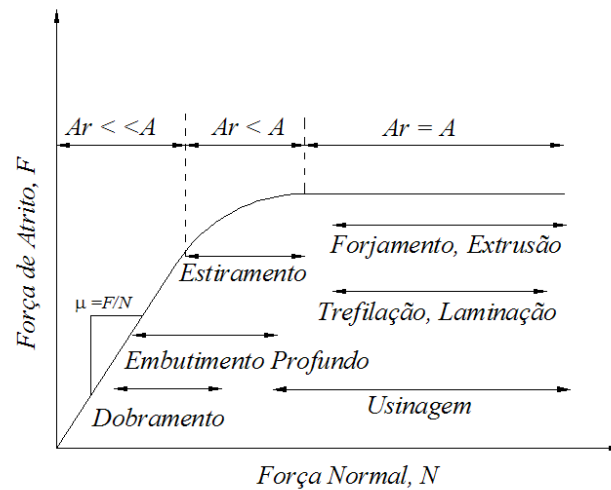
Condições hidrodinâmicas existem quando uma espessa camada de lubrificante está presente entre as matrizes e a peça. Nesse caso, as condições de atrito são governadas pela viscosidade do lubrificante e pela velocidade relativa entre a matriz e a peça. Em operações de conformação em alta velocidade, a condição hidrodinâmica existe somente dentro de um certo regime de velocidades, onde as temperaturas nas interfaces são relativamente baixas;

O uso de filme lubrificante é a situação mais comum encontrada em conformação dos metais. O aumento de temperatura na interface e as altas pressões de contato normalmente não possibilitam a presença da condição hidrodinâmica em regime. O uso de filmes lubrificante, por outro lado, não possibilita uma análise confiável. Conseqüentemente, muito do conhecimento de lubrificação em conformação é empírico, com poucas informações baseadas em formulação adequada do problema.

Existem dois modelos básicos para simular o problema de atrito entre sólidos, segundo Agelet de Saracibar e Oñate (1991): o modelo de atrito cinemático e o modelo de atrito de Coulomb. No modelo cinemático, as forças de atrito são independentes da pressão de contato. No modelo de Coulomb, produz-se um deslizamento relativo entre sólidos quando as tensões tangenciais alcançam um certo limite, que é proporcional à pressão de contato, onde μ é o coeficiente de atrito. Essa hipótese significa que os efeitos de atrito são incluídos de modo muito simplificado.

A Figura 10 mostra a relação entre a força de atrito F e a força normal N . Pode-se observar que quando a área real (A_r) de contato aproxima-se da área aparente (A), a força de atrito alcança um valor máximo e depois se estabiliza.

Figura 10 - Relação da força de atrito em função da força normal



Fonte: CETLIN e HELMAN, 1993

A segunda e a terceira região são encontradas no processo de conformação dos metais, devido à alta pressão de contato que é desenvolvida entre as superfícies deslizantes.

2.2.2 Encruamento

Quando um material é deformado plasticamente, principalmente a frio, comumente ocorre um aumento de sua tensão de escoamento. Uma expressão matemática que traduz a relação tensão e deformação é:

$$\sigma = k\varepsilon^n \quad (6)$$

Onde n é o coeficiente de encruamento e k o coeficiente de resistência.

2.2.3 Velocidade de deformação

A velocidade de deformação exerce três efeitos principais na conformação:

- A tensão de escoamento do metal aumenta;
- Quanto maior a velocidade de deformação, maior o aquecimento do material;
- Existe melhor lubrificação na interface metal-ferramenta, enquanto o filme de lubrificante pode ser mantido.

Quanto maior for a velocidade de deformação, menor será a dissipação de calor, e, conseqüentemente, maior será a temperatura do produto fabricado. Para

casos de aumento muito pronunciado de aquecimento, pode até mesmo ocorrer à fusão do material em processos de deformação a quente (WAGONER et al, 1997).

2.2.4 Temperatura

O valor e a distribuição da temperatura no material sendo conformado plasticamente dependem basicamente de:

- Temperaturas iniciais do material e da fiação (ferramenta);
- Calor gerado pela deformação plástica e do atrito na interface material/ferramenta;
- Troca de calor entre o material e a ferramenta e entre o material e o meio.

Como nos processos de trefilação não ocorre o envolvimento do material com grandes massas de ar, a troca de calor proveniente do processo de convecção pode ser desprezada, o que faz com a temperatura do material deformado plasticamente seja dada por:

$$T_a = T_s + T_d + T_f - T_t \quad (7)$$

Onde T_s é a temperatura inicial das partes, T_d é o acréscimo de temperatura proveniente da deformação plástica, T_f é o acréscimo de temperatura proveniente do atrito e T_t é o valor da temperatura referente a perda de calor devido o contato material/matriz.

Em muitas operações de conformação mecânica, devido ao escoamento heterogêneo, a deformação é localizada e a temperatura aumenta mais nessas regiões. Como a tensão de escoamento diminui com o aumento da temperatura, a deformação se concentra preferencialmente nessas zonas e o processo pode continuar até que ocorra a fratura. Para grandes taxas de deformação não há tempo para ocorrer um desprendimento apreciável de calor, o que resulta numa condição aproximadamente adiabática.

2.3 Deformabilidade

A deformabilidade está relacionada com a extensão em que um material pode ser deformado em um processo de conformação específico sem a formação de trincas. Em alguns processos o limite de trabalhabilidade é determinado pela

formação de estrição localizada (instabilidade plástica) em vez da ocorrência de fratura. A deformabilidade é um conceito tecnológico complexo que depende não só da resistência à fratura (ductilidade) do material, mas também de detalhes específicos do processo, tais como redução, atrito, temperatura e taxa de deformação (DIETER, 1981).

É necessário que se estabeleça um critério de fratura, para a fratura dúctil, para que se possa prever a trabalhabilidade de um material.

2.4 Fratura dúctil

Embora a ductilidade seja considerada comumente uma propriedade qualitativa e subjetiva do material, a sua medida é de grande importância, pois define a extensão na qual pode ser deformado o material sem se romper em operações de deformação plástica de acordo com a literatura. A fratura dúctil está associada a uma deformação plástica apreciável antes e durante a propagação da trinca, ocorrendo um lento rompimento do material com um considerável gasto de energia. Diz-se que a incapacidade do material em continuar a deformação sem que haja ruptura caracteriza um “estado limite de ductilidade” e provoca o aparecimento de uma fratura dúctil (PERTENCE, 1994).

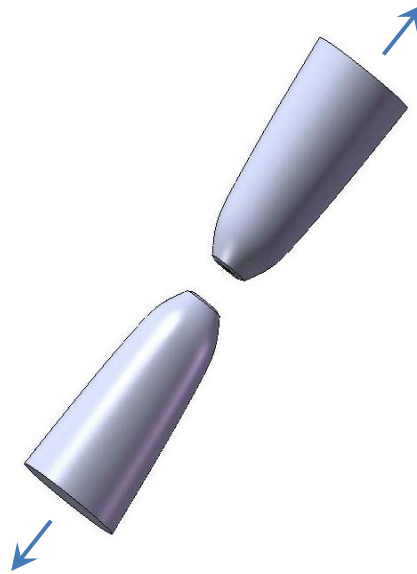
2.4.1 Mecanismos de fratura dúctil

É possível associar quatro mecanismos básicos que levam a fratura dúctil, a saber:

- Ruptura dúctil;
- Cisalhamento;
- Formação e coalescimento de poros ou microcavidades;
- Desenvolvimento de bandas de cisalhamento em regiões bem definidas.

O mecanismo de ruptura dúctil desenvolve-se normalmente por deformação plástica, através da redução da área resistente, atingindo um ponto ou linha na forma de gume. Normalmente este mecanismo só acontece em metais muito dúcteis e as vezes considera-se que não é o agente de uma fratura propriamente dita, mas é resultado de uma deformação plástica contínua, levada às últimas consequências (Figura 11) (Cetlin e Helman, 1993).

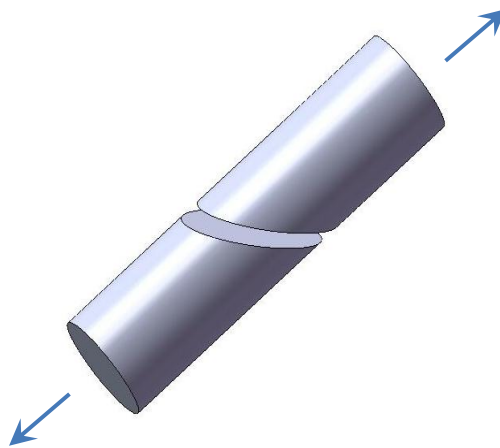
Figura 11 - Separação por deformação plástica contínua.



Fonte: Elaborada pelo Autor.

O mecanismo de cisalhamento geralmente acontece em monocristais de estrutura hexagonal compacta, que podem deslizar em planos basais sucessivos até o corpo finalmente se separar por cisalhamento (Figura 12) (DIETER, 1984).

Figura 12 - Separação por deslizamento.

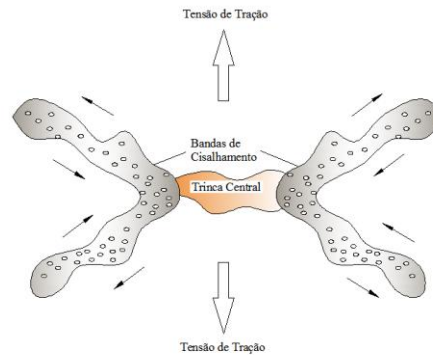


Fonte: Elaborada pelo Autor.

Uma vez que a trinca central tenha se desenvolvido, ela pode propagar-se pelo mecanismo de bandas de cisalhamento, também conhecido por lâmina ou lençol de cavidades. A concentração de tensões nas pontas da trinca promove

deformação plástica localizada em bandas de cisalhamento que formam ângulos de 30 a 40° com o eixo de tração (Figura 13).

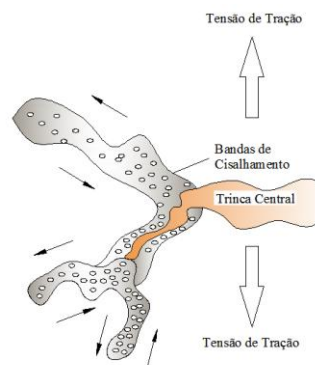
Figura 13 - Formação de bandas de cisalhamento.



Fonte: REED-HILL, 1981.

A deformação dentro das bandas de cisalhamento é muito intensa e poros se desenvolvem no seu interior. À medida que as microcavidades dessas bandas crescem, as cavidades maiores eventualmente se unem, levando a uma fratura. Na ponta desta trinca ocorrem duas novas bandas de cisalhamento (Figura 14) (REED-HILL, 1981).

Figura 14 - Divisão das bandas de cisalhamento



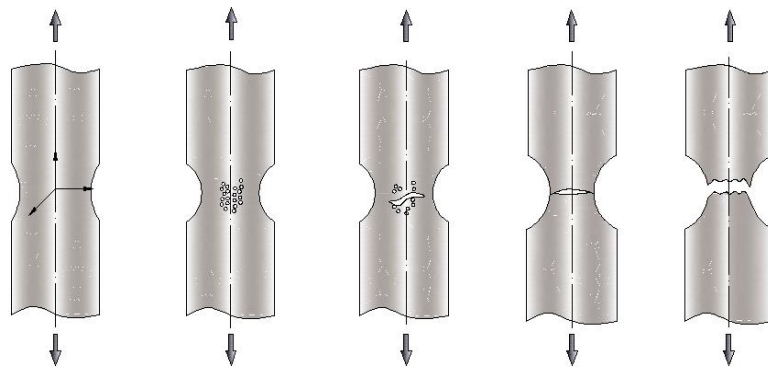
Fonte: REED-HILL, 1981.

Desta forma a fratura se processa através de bandas de cisalhamento, onde o mecanismo de coalescimento de poros se faz presente promovendo por sua vez novas bandas de cisalhamento. Afastando-se do plano de mínima seção transversal, a deformação plástica tende a se concentrar em novas bandas que tendem a se voltar para este plano. A fratura prossegue assim ao longo de uma trajetória em zig-

zag mantendo-se, em média, no plano de seção transversal normal ao eixo de tração (DIETER, 1984).

O término da fratura ocorre rapidamente ao longo da superfície que faz um ângulo de aproximadamente 45° com o eixo de tração caracterizado macroscopicamente um tipo de fratura conhecida como “taça e cone” (figura 15) (PERTENCE, 1994).

Figura 15 - Fratura rompimento “taça e cone”.



Fonte: REED-HILL, 1981.

Os outros dois mecanismos, normalmente atuam juntos e reforçam mutuamente. Para entendê-los será tomada a fratura através de um ensaio de tração uniaxial.

Num corpo tracionado uniaxialmente, a estricção começa numa região de instabilidade plástica, onde o aumento da resistência devido ao encruamento não é mais suficiente para compensar a diminuição da área da seção transversal. A formação da estricção introduz um estado de tração triaxial nesta região.

2.5 Defeitos na trefilação

A qualidade superficial, a geometria e a precisão no dimensional dos arames trefilados são decisivamente influenciados pela tensão, deformação não homogênea na região superficial e das condições de temperatura, bem como as condições tribológicas e cinéticas que ocorrem na interface entre a fieira e o arame.

Como sabido, os defeitos pré-existentes no fio máquina, a ser trefilado, são determinantes na qualidade superficial ou interna do produto final. No quadro 1 são classificados cinco tipos de categoria presentes nos arames trefilados de aspectos similares, mas com diferentes possibilidades de origem.

Quadro 1 – Defeitos em arames trefilados.

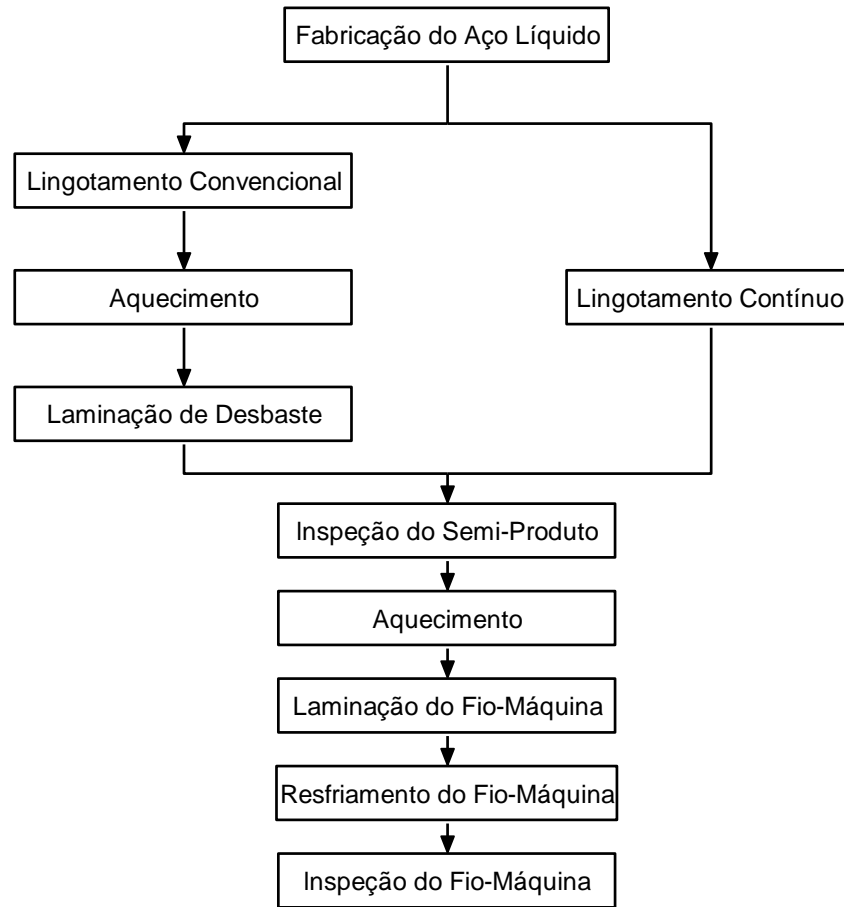
Categoria	Estrutura
Superposição	<ul style="list-style-type: none"> • Apara Superficial • Fissuras Transversais • Escamas (Lâminas) • Lascas
Estruturas Locais	<ul style="list-style-type: none"> • <i>Buracos</i> • Inclusões • Pé de corvo • Protuberâncias • Fendas • Rupturas centrais (<i>Chevrons</i>)
Estruturas Contínuas	<ul style="list-style-type: none"> • Sulcos Longitudinais • Rasgos de Trefilação • Arestas
Desvios de Forma	<ul style="list-style-type: none"> • Rugosidade Superficial • Ondulações • Áreas Planas
Danos	<ul style="list-style-type: none"> • Ranhuras • Entalhes

Fonte: Elaborada pelo Autor.

2.6 Produção de fio máquina

O processo tradicionalmente utilizado para a produção de fio-máquina é mostrado esquematicamente na Figura 16.

Figura 16 - Fluxograma do processo de produção do fio-máquina.



Fonte: Elaborado pelo Autor.

a) Fabricação do aço líquido

Normalmente feita em uma aciaria, tem como principais parâmetros de controle, um baixo nível de inclusões e uma composição química adequada às necessidades de temperabilidade (Figura 17).

Figura 17 – Aciaria.



Fonte: (UK CARES, 2018).

b) Lingotamento

Pode ser feito tanto em lingotamento convencional, indireto em lingoteiras, como através de lingotamento contínuo que afeta a qualidade interna com a geração de baixo nível inclusionário, isenção de vazios e baixa segregação, alterações do ponto de vista superficial do fio-máquina também podem ocorrer como a melhora na rugosidade (Figura 18).

Figura 18 - Lingotamento contínuo.



Fonte: (UK CARES, 2018).

c) Aquecimento e laminação de desbaste

Utilizada para os casos de lingotamento convencional ou lingotamento contínuo de grandes seções. Tem como função reduzir a seção do produto do

lingotamento de forma a adequá-la ao laminador de fio-máquina. As características importantes do produto nesta etapa são uma boa qualidade superficial e dimensional do semi-produto (Figura 19).

Figura 19 - Laminação do produto do lingotamento.



Fonte: (UK CARES, 2018).

d) Inspeção do semi-produto

Este controle visa basicamente garantir um semi-produto de boa qualidade interna e superficial para a laminação. Geralmente, o semi-produto passa por um controle de ultra-som para certificar a ausência de vazios ou macroincrustações, e por um acondicionamento superficial que pode incluir escarfagem, fluxagem e esmerilhamento, que garantem uma qualidade superficial adequada ao produto.

e) Aquecimento do semi-produto

Tem por objetivo suficiente o semi-produto para que ele possa ser adequadamente deformado durante sua laminação. A principal característica dependente desta etapa é a descarbonetação (função direta do tempo, temperatura e atmosfera do forno de aquecimento).

f) Laminação do fio-máquina

Consiste da redução da seção geralmente quadrada do semi-produto para pequenas seções redondas do fio-máquina através de deformações a quente em

sucessivas cadeiras de laminação, Figura 20. Nesta etapa, as principais características a serem atingidas são uma adequada qualidade superficial e dimensional.

Figura 20 - Laminador de fio máquina.



Fonte: FILIPOVIĆ, 2007.

g) Resfriamento do fio-máquina

Localizado ao final da laminação, tem como principais objetivos a obtenção de um fio-máquina com uma microestrutura adequada às propriedades mecânicas desejadas e características de carepa adequadas ao tipo de decapagem a ser utilizado.

h) Inspeção do fio-máquina

Tem como objetivo a certificação da qualidade e das propriedades do fio-máquina (qualidade dimensional, superficial e interna e propriedades mecânicas) (Figura 21).

Figura 21 - Fio máquina estocado depois da inspeção.



Fonte: (UK CARES, 2018).

2.7 Métodos de análise nos processos de conformação mecânica

Expõe-se nessa seção os principais métodos para a análise de conformação mecânica.

2.7.1 Método experimental

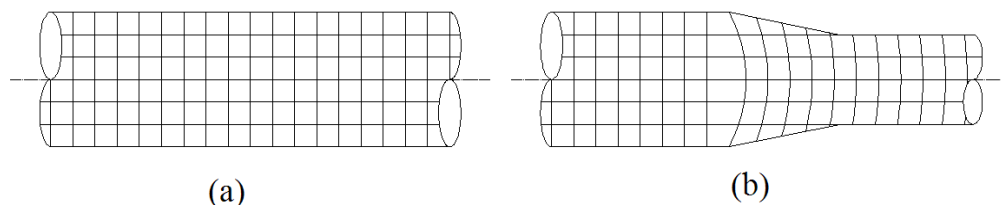
Dentre as técnicas experimentais, destacam-se a visioplasticidade e os métodos de superposição das curvas tensão-deformação e dos perfis de microdureza.

A visioplasticidade, método desenvolvido por Thomsen no princípio da década de 50, associa tanto o trabalho experimental como o estudo dos mecanismos de deformação plástica. Consiste na obtenção do campo de vetores de velocidade do metal conformado seguida da determinação das distribuições da taxa de deformação efetiva e da tensão efetiva (CORRÊA, 2005).

A técnica é iniciada com a marcação ou gravação de uma rede na região de interesse da peça, de acordo com o fluxo do metal. Esse plano é fotografado após cada incremento de deformação, possibilitando a observação do movimento das partículas, representado pela mudança de posição das interseções da rede impressa no material (distorção da rede). Para problemas de conformação mecânica caracterizados por um estado estacionário (como é o caso da trefilação), o experimento é mais simples, visto que apenas uma imagem fornece informação suficiente para a determinação do campo de velocidades (CORRÊA, 2005). Na

Figura 22 podem ser observadas representações esquemáticas do processo antes e após a deformação.

Figura 22 - Representação esquemática da técnica de visioelasticidade: peça antes (a) e (b) após a deformação.



Fonte: Elaborada pelo Autor.

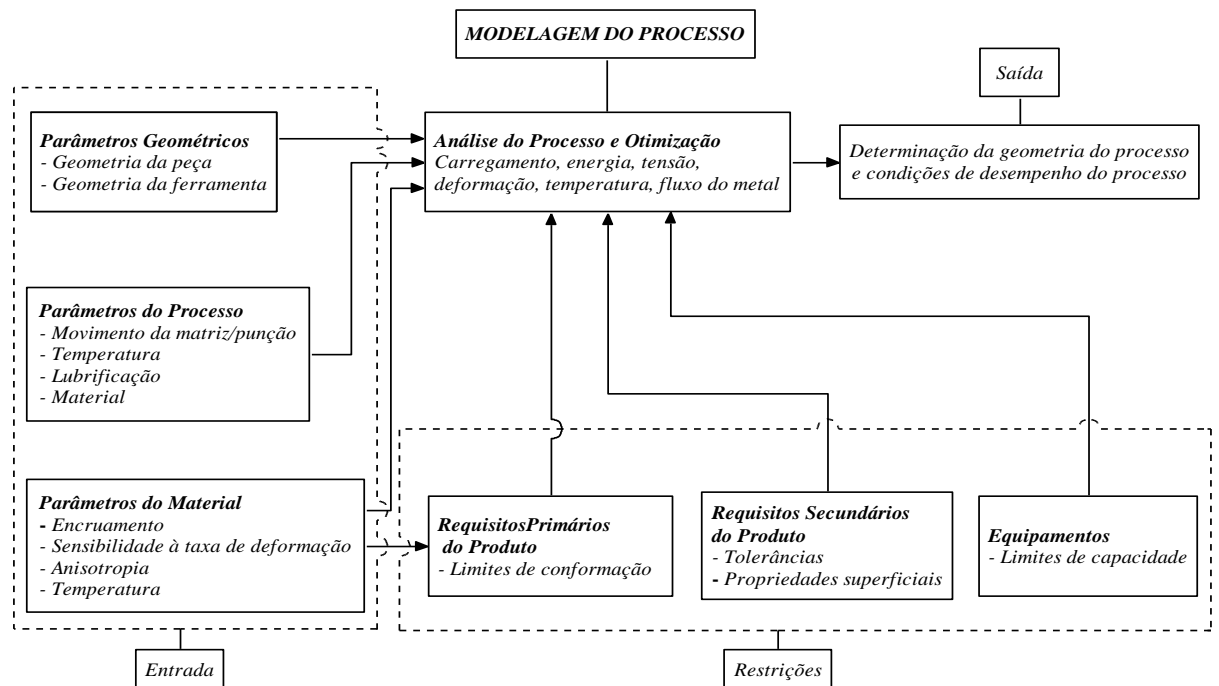
2.7.2 Método analítico e numérico

Existem diferentes métodos aproximados tanto analíticos quanto numéricos, para analisar os problemas de conformação dos metais. Nenhum deles é perfeito, por causa das hipóteses assumidas no desenvolvimento do modelo matemático. Além disso, todos métodos de análise requerem como entrada a descrição do comportamento do material sob as condições do processo, isto é, dados de tensão de escoamento, e um valor quantitativo para descrever o atrito, isto é, o fator de cisalhamento de atrito, m , ou o coeficiente de atrito, μ . Estas duas propriedades por si só, devem ser determinadas experimentalmente e são difíceis de obter com exatidão. Portanto, qualquer erro na medição da tensão de escoamento ou incertezas no valor de atrito afetam a exatidão dos resultados da análise. Os métodos mais amplamente conhecidos de análise são o método dos blocos ou “Sachs”, o método da energia uniforme, método de “Slip-line”, o método do “Upper bound” e o método dos elementos finitos (MIELNIK, 1991). A capacidade e características de cada um destes vários métodos são discutidas a seguir.

Sem o conhecimento da influência de variáveis tais como condições de atrito, propriedades do material e geometria da peça na mecânica do processo, não seria possível projetar as matrizes e equipamentos necessários adequadamente, ou prever e prevenir o surgimento de defeitos. Logo, a modelagem do processo para a simulação computacional tem sido uma grande preocupação na tecnologia de

conformação metálica moderna. A Figura 23 indica o papel da modelagem do processo com alguns detalhes.

Figura 23 - Diagrama de blocos para o projeto e controle do processo na conformação dos metais.



Fonte: KOBAYASHI et al.,1989.

Segundo Keeler (1968), um bom entendimento da conformabilidade dos metais é essencial para a produção de peças de qualidade. Não há qualquer índice que permita que a conformação de um material específico seja previsível para todas as condições de produção. Um material que é facilmente conformado por um determinado processo pode vir a falhar quando se mudam as condições de contorno, tais como velocidade, ferramentas desalinhadas, deficiência na lubrificação e variação das propriedades da matéria prima.

a) Método dos blocos

Este método foi desenvolvido por Siebel em 1933 e reestudado em 1953 por Hoffmann e Sachs. Neste método a zona em deformação plástica é dividida em

blocos ou fatias elementares, de modo a que para cada um desses blocos possam ser estabelecidas as equações de equilíbrio das forças segundo as direções x,y e z.

$$\sum F_x = \sum F_y = \sum F_z = 0 \quad (8)$$

Desta análise resulta uma ou mais equações diferenciais envolvendo as tensões atuantes no processo. A sua integração efetua-se em cada bloco elementar introduzindo o critério de plasticidade e as respectivas condições de contorno. Então, para o processo em análise, a distribuição das tensões e o valor da força de conformação obtém-se somando as contribuições individuais de cada um dos blocos elementares utilizados no estudo. O método dos blocos pode ser aplicado na análise de processos de trefilação estacionários ou não estacionários.

Naturalmente que este método de análise pressupõe algumas hipóteses simplificadoras que o tornam uma técnica aproximada:

- O material é homogêneo e isotrópico;
- O material apresenta um comportamento rígido perfeitamente plástico, desprezando-se todos os efeitos associados à componente elástica da deformação e ao encruamento do material;
- Admite-se que no interior de cada bloco elementar a deformação plástica é uniforme, ou seja, as superfícies planas antes da deformação permanecem planas após a deformação;
- Considera-se que as direções de aplicação das forças e dos planos são perpendiculares as direções principais.

Frequentemente os valores obtidos por este método são sensivelmente inferiores aos reais, devido às hipóteses simplificadoras, além de estarem limitados a geometrias mais simples, ou em geometrias que possam ser decompostas em módulos simples.

b) Método das linhas de escorregamento

O método das linhas de escorregamento tem como objetivo principal descrever a deformação plástica de sólidos sujeitos as solicitações impostas, por exemplo, através das ferramentas. As soluções encontradas através da aplicação deste método são soluções completas, na medida em que resolvem simultaneamente os campos de tensões e de deformações (velocidades).

As principais hipóteses simplificadoras habitualmente utilizadas no método das linhas de escorregamento são as seguintes:

- O material é homogêneo e isotrópico;
- O material é rígido-perfeitamente plástico, ou seja, desprezam-se os efeitos elásticos e considera-se que não há o fenômeno do encruamento;
- A generalidade das aplicações do método das linhas de escorregamento refere-se à solução de problemas em condições de deformação plástica plana;
- Desprezam-se os eventuais efeitos que possam decorrer da variação da temperatura, da velocidade de deformação e do tempo associado à deformação plástica dos materiais.

O método das linhas de escorregamento tem sido aplicado desde 1921, quando surgiu o estudo da indentação plana sem atrito. As aplicações compreendem os mais diversos processos de conformação mecânica tais como laminação, extrusão, trefilação e forjamento. Este método foi estendido a problemas axissimétricos.

c) Método do limite superior

Neste método, o principal objetivo é encontrar um campo de velocidades que represente cinematicamente o processo em estudo. As únicas restrições impostas ao campo de velocidades são as de satisfazer a condição de incompressibilidade (volume constante) e que as descontinuidades nas linhas de fluxo ocorram somente tangenciais (nunca normais) aos limites do campo. O campo com estas características denomina-se campo de velocidades cinematicamente admissível.

Existem vários campos de velocidade possíveis para a descrição de um determinado processo, todos eles conduzindo a cargas superiores às necessárias para deformar o material na situação real. Destes campos, o mais adequado será aquele que conduza ao menor limite superior. A carga real corresponde ao campo verdadeiro, entretanto, este é geralmente desconhecido em todos os seus detalhes e características e, para efeito de cálculo deve ser idealizado ou simplificado. Neste método é permitido que às condições de equilíbrio não sejam satisfeitas.

Para a aplicabilidade da técnica do limite superior pressupõem-se as seguintes hipóteses simplificadoras:

- O material é homogêneo;
- O material é rígido-perfeitamente plástico, desprezando-se todos os efeitos que possam eventualmente resultar da componente elástica da deformação;
- Devem apenas ser consideradas duas condições de atrito distintas nas interfaces de contato entre o material e a ferramenta; ausência de atrito e existência de atrito máximo.

Uma das vantagens apresentadas pelo método do limite superior reside na capacidade de interpretação do fenômeno físico e nos requisitos de informática necessários, que são inferiores aos necessários para uma simulação via elementos finitos.

d) Método dos elementos finitos

Desde o surgimento do método de elementos finitos (MEF), no ano de 1950, esse método vem se tornando muito popular e largamente aplicado à engenharia. O método em si consiste na subdivisão de um corpo contínuo em um determinado número finito de elementos, ou seja, faz-se a representação aproximada de um corpo contínuo. Essa subdivisão é chamada de discretização geométrica ou espacial.

No MEF, os elementos individuais são conectados entre si por nós, procurando acompanhar a geometria a ser estudada. Esse conjunto de elementos recebe o nome de malha.

Na prática, a análise por elementos finitos consiste em três passos (ZIENKIEWICZ, 1989) que são descritos nos parágrafos seguintes.

Pré-processamento: Consiste na construção do modelo a ser analisado. Nessa construção, a geometria é subdividida em um número discreto de elementos e na aplicação das condições de contorno nos nós, tais como carga aplicada e fixação desses nós. Zienkiewicz (1989) relata que é nesse primeiro passo que consome mais tempo, principalmente para a definição da melhor malha. Não existe uma metodologia definida para a geração da melhor malha em uma estrutura contínua, pois leva-se em conta o número e o tipo de elemento a ser empregado.

Análise: Os dados preparados no pré-processamento são usados para alimentar a construção e a resolução dos sistemas lineares ou não-lineares. A solução é baseada em um algoritmo numérico que visa solucionar da maneira mais

rápida e acurada uma equação diferencial com condições de contorno e/ou condições iniciais impostas pelo modelo.

Pós-processamento: Nessa última etapa, analisa-se, interpreta-se e verifica-se a coerência dos dados gerados da solução da equação diferencial que descreve o fenômeno em estudo.

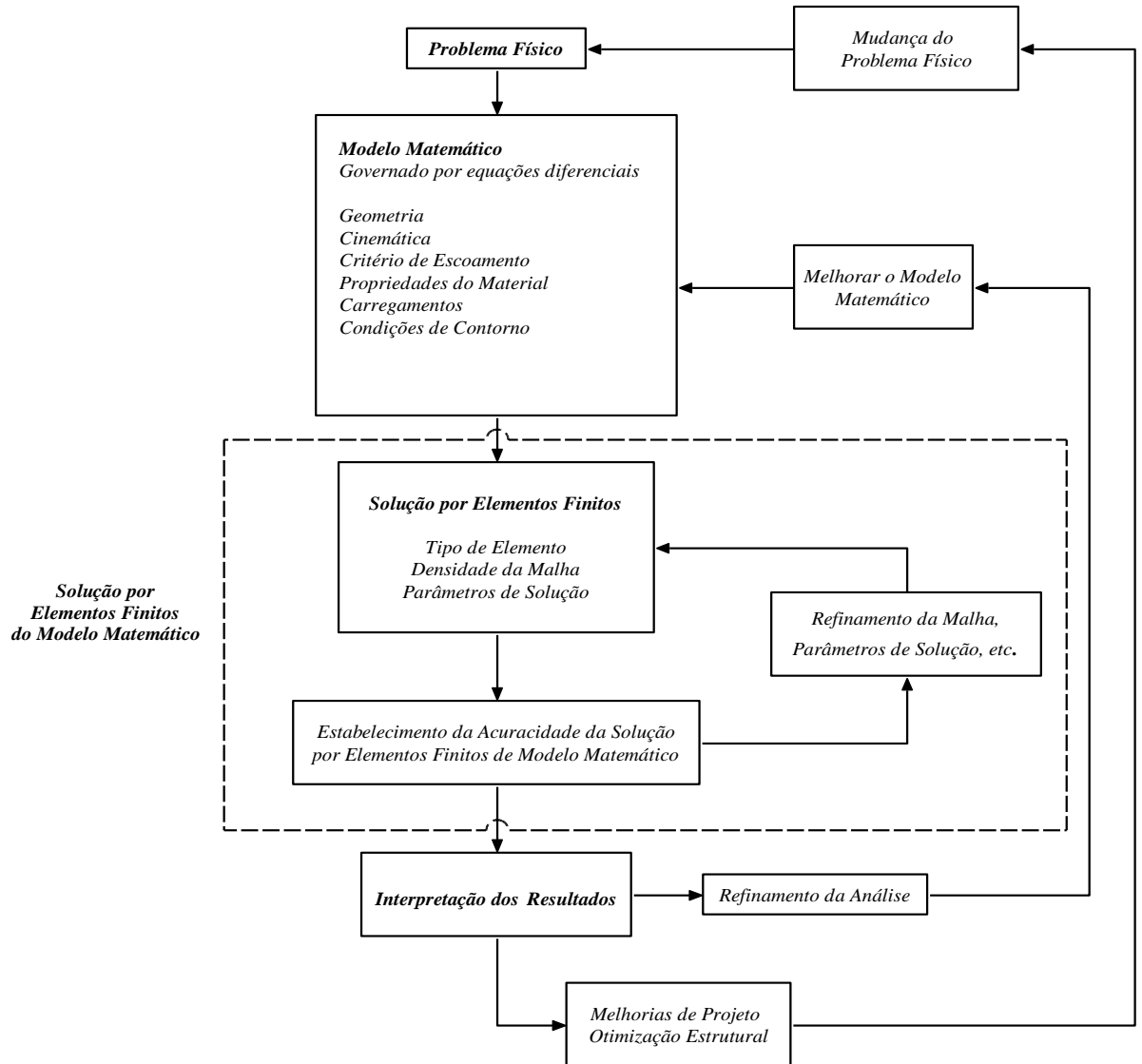
Para os problemas mecânicos, os dados gerados podem se apresentar por:

- Deslocamentos nodais;
- Deformações da geometria;
- Gradientes de tensão;
- Gradientes de temperatura;
- Taxa de deslocamentos nodais;
- Freqüências naturais e modos de vibrar da estrutura.

O processo de análise por elementos finitos é esquematizado na Figura 24.

Idealiza-se o problema físico por um modelo matemático através de hipóteses que conduzem a um conjunto de equações diferenciais que governam esse modelo. Sendo o método de elementos finitos um modelamento matemático constituído também por um conjunto de procedimentos baseados em métodos numéricos, é necessário considerar-se a acuracidade da solução.

Figura 24 - Processo de análise por elementos finitos.



Fonte: BATHE, 1996

2.7.3 Aplicação dos elementos finitos nos processos de conformação de metais

Em processos industriais de conformação, um certo número de operações (pré-formação) é necessário para transformar uma geometria “simples” inicial em uma geometria “complexa” final, mantendo-se as propriedades e tolerâncias desejadas. Para isso, um método de análise que possa tratar das condições de contorno de matrizes é necessário para aproveitar completamente as vantagens do método dos elementos finitos (MORENO, 2000).

A formulação ou abordagem de integração no tempo é a principal característica de distinção entre os vários programas, comerciais ou não, utilizados na simulação numérica do processo de conformação. Essa formulação ou abordagem dita a estrutura geral do programa. Os desenvolvimentos nesse campo têm estado diretamente ligados aos progressos em nível dos sistemas computacionais (BELYTCHKO, 1980).

A seguir, será apresentada uma breve descrição dos principais métodos de análise existentes, a partir do trabalho de MAKINOCHI (1996).

2.7.3.1 Formulação rígido-plástica ou rígido-viscoplástica

Nessa condição assumida (considerando-se o material rígido-plástico ou rígido-viscoplástico), a tensão de escoamento existirá em função da deformação, da taxa de deformação e da temperatura, sendo que a resposta elástica do material será desprezada. Esse tipo de formulação é bem razoável na conformação plástica, pois a porção elástica, na maioria das vezes, é desprezada.

A utilização da formulação rígido-viscoplástica apresenta vantagens práticas significativas:

Reduz o tempo e o processamento computacional para a simulação do escoamento do material.

Estimam-se as tensões, deformações, taxas de deformação, velocidades e temperatura com boa precisão para propósitos industriais.

2.7.3.2 Formulação elasto-plástica

Para esse tipo de formulação, destacam-se:

a) Abordagem dinâmica explícita

Para esse tipo de abordagem, as equações de equilíbrio dinâmico são a base da formulação. Têm como principal vantagem a não necessidade da montagem e da fatoração da matriz rigidez, obtendo-se assim a solução para um determinado passo ou incremento temporal (time step) mais rapidamente que em uma abordagem estática. Para se obter a solução nesse tipo de abordagem, o incremento de tempo

deve ser limitado de maneira que a amplitude da onda de dilatação não ultrapasse nenhum elemento. É muito comum utilizar-se um passo ou incremento temporal (time step) de segundos. Para reduzir-se o tempo de cálculo, a simulação é feita aumentando-se a velocidade do ferramental, chegando-se a 100 vezes a velocidade real, o que pode conduzir a resultados não realísticos.

A abordagem explícita apresenta limitações no nível da distribuição das deformações e tensões da solução final. Além disso, nesse tipo de abordagem, o conjunto de equações diferenciais pode ser resolvido com a utilização do método das diferenças centrais.

b) Abordagem estática explícita

Para solucionar a questão da convergência dos resultados, resolvem-se as equações da matriz de rigidez sem iterações em cada passo de integração no tempo, limitando-se o tamanho de cada passo, de modo a ser muito pequeno. Um grande número de incrementos é necessário para completar todo o processo de conformação sem acúmulo de erro devido à pequena contribuição dos termos de ordem elevada na integração no tempo.

De modo a garantir uma relação linear durante cada etapa e manter a força residual muito pequena, é necessário:

- Limitar os incrementos de tensão, deformação e rotação dentro de valores pequenos;
- Manter o estado de deformação (elástico e plástico) inalterado dentro de cada incremento;
- Manter as condições de contato e atrito sem alterações em cada incremento.

c) Abordagem estática implícita

Nessa abordagem considera-se o processo de conformação livre de impacto, isto é, assume-se uma condição de equilíbrio quase estático para o processo. O esquema estático implícito de integração no tempo satisfaz esse requerimento, desde que as condições de equilíbrio sejam asseguradas em cada passo de integração no tempo. Contudo, devido à não linearidade da condição de atrito entre

o ferramental e a chapa, esse tipo de abordagem apresenta problemas na simulação.

Esse tipo de abordagem tem como principal problema a obtenção de convergência do processo iterativo. Defeitos que ocorrem na conformação, tal como o desenvolvimento de pregas, podem criar problemas de convergência (ROSA, 2000).

Para solução desses tipos de problemas, têm-se os métodos numéricos da iteração direta, o método de Newton-Raphson, o método da rigidez tangencial e o método da rigidez inicial (OWEN & HINTON, 1986).

Os problemas de análises não lineares podem, segundo Zienkiewicz (1989), ser divididos:

- Pela não linearidade de material independente do tempo;
- Pela não linearidade de material dependente do tempo;
- Por problemas de campo não lineares.

2.7.4 Dificuldades para simulação do processo de conformação

O desenvolvimento de métodos confiáveis para simular o processo de conformação dos metais tem como obstáculo o comportamento não linear do material. Tal comportamento ocorre devido às deformações de caráter inelástico, além de outros problemas, tais como: a natureza transitória desse tipo de processo, a presença de grandes deslocamentos, grandes rotações, deformações finitas e os efeitos derivados do contato e atrito entre a chapa e a matriz. Tais características tornam o processo tão complexo que requerem o uso de sofisticados algoritmos numéricos e necessidades de grandes recursos computacionais.

Autores como Bathe (1996) e Agelet de Saracibar e Oñate (1991) atribuem o comportamento não linear a três causas principalmente:

Comportamento não linear do tipo cinemático devido a grandes deslocamentos, rotações e deformações que ocorrem no processo;

Comportamento linear do tipo constitutivo, devido ao caráter inelástico (plástico, viscoplástico, desgaste) que caracteriza as deformações do material;

Caráter não linear das condições de contorno devido à interação (contato e atrito) que se produz entre os sólidos que atuam no processo (lâmina, matriz,

moldes) ao longo de uma superfície de contato que não é conhecida a priori e que varia ao longo do processo.

No contexto da análise por elementos finitos de processo de conformação de metais, pode-se considerar duas formas de se abordar o problema: a formulação de sólido ou a formulação de fluxo. A formulação de sólido é o caso mais geral, em que a porção elástica da deformação não é desprezada. Na formulação de fluxo, estabelece-se a hipótese de que as deformações elásticas são desprezíveis frente às deformações inelásticas. É um caso particular da formulação de sólido; no entanto, é aplicável em muitos processos de conformação de metais. Do ponto de vista de análise computacional, a formulação de fluxo é muito mais econômica que a de sólido.

O resultado final da simulação depende diretamente, além da estratégia de integração, dos seguintes fatores:

- Tipos de elementos a se utilizar nesse tipo de simulação (membrana, casca, sólidos);
- Métodos utilizados para a descrição ou representação das ferramentas (pontos, elementos finitos, superfícies paramétricas);
- Modelagem do comportamento mecânico da chapa (anisotropia, critérios de escoamento, leis de comportamento, potenciais plásticos);
- Modelagem da interação ferramenta-chapa (contato e atrito);
- Modelagem da conformabilidade dos materiais (fratura ou deformação localizada);
- Modelagem da influência dos freios no processo;
- Modelagem do retorno elástico (efeito mola ou “springback”).

O principal objetivo da investigação na área da simulação numérica do processo de conformação dos metais é o desenvolvimento de programas que apresentem como principais características a geração de resultados realistas, precisos, em tempos razoáveis e com custos computacionais aceitáveis, de maneira que os projetistas de ferramentas tenham ao seu dispor uma “ferramenta” capaz de prever defeitos (ruptura, estrição, rugas, deflexão superficial), evitando assim erros de projetos importantes que podem acarretar custos elevados na sua correção. A utilização dessa metodologia permite, além da detecção de possíveis defeitos,

otimizar a geometria da peça e das ferramentas antes de qualquer investimento em ferramentas ou produção de protótipos (BLAKE et al, 1996).

Os resultados obtidos pela simulação numérica exigem constante comparação com resultados experimentais de modo a identificar possíveis desvios nos resultados da simulação. Desse modo, a validação da simulação numérica tem um papel fundamental nesse campo de investigação. Para essa validação, têm sido propostos, nos congressos internacionais dedicados à simulação numérica, testes tipo “Benchmark”. Esses testes são desenvolvidos em nível experimental e em nível numérico, permitindo, desse modo, comparar:

- Os diversos resultados experimentais;
- Os resultados experimentais e os numéricos;
- Os diversos resultados numéricos.

2.7.5 Erros no método dos elementos finitos

Todo processo de modelagem numérica estará de alguma forma sujeita a erros, entendidos como sendo a diferença entre os resultados computacionais e os resultados exatos. No caso da modelagem através do método dos elementos finitos, as preocupações quanto a erros se concentram na criação da malha e na precisão dos algoritmos para a solução de equações.

Os erros ligados à malha relacionam-se com a discretização de um problema de natureza contínua, enquanto que os erros computacionais estão associados aos métodos matemáticos usados para resolver as equações (ZIENKIEWICZ, 1989).

2.7.5.1 Erro de discretização

O erro de discretização é originado na criação de uma malha que representa o domínio a ser estudado de forma incorreta, o que é caracterizado pelo ajuste inadequado dos elementos da malha à geometria do domínio. Uma estrutura bi-dimensional com geometria curvilínea poderá apresentar problemas de discretização quando elementos de contornos lineares são utilizados para a inserção da malha.

2.8 Redes neurais

2.8.1 Contextualização

Redes neurais são modelos inspirados no funcionamento do sistema nervoso central de um animal para realizar aprendizado de máquina. Tendo como referência o funcionamento dos neurônios interligados que são encontrados nesses seres vivos, busca-se o treinamento do sistema artificial a partir do reconhecimento de padrões. Diversos campos apresentam aplicações de redes neurais como modelagem, análise de séries temporais, padrões de reconhecimento e processamento de sinais (HAYKIN, 2005).

As redes neurais artificiais consistem em um método de solucionar problemas de inteligência artificial, através de um sistema que simula o cérebro humano, incluindo seu comportamento e seu aprendizado a partir dos erros. Computacionalmente consistem de modelos inspirados na estrutura de neurônios de organismos inteligentes e que adquirem conhecimento através da experiência. Uma rede neural artificial pode ter centenas ou milhares de unidades de processamento, por outro lado, o cérebro de um mamífero pode ter muitos bilhões de neurônios (YOSHIDA, 1996).

Tomando o cérebro humano como referência, desde o nascimento ele desenvolve a capacidade de estabelecer suas próprias regras, o que é denominado como “experiência”. A evolução dessa capacidade continua com o decorrer do tempo e atinge níveis elevados com a fase adulta (KOVÁCS, 1996).

Segundo Nigrin (1993), uma rede neural artificial é um circuito composto por uma grande quantidade de unidades simples de processamento inspiradas no sistema neural.

Haykin (2008) compara uma rede neural a uma máquina adaptativa, sendo ela um processador paralelo distribuído composto por simples unidades de processamento, que possui naturalmente a capacidade de armazenar conhecimento proveniente de experiências, disponibilizando-o para uso quando necessário.

2.8.2 Vantagens de uma rede neural

Redes neurais contêm duas importantes características que lhes permitem

resolver problemas complexos: estrutura paralela distribuída e capacidade de aprendizado. Na prática, redes neurais não fornecem a solução trabalhando individualmente, elas precisam estar integradas a um sistema consistente de engenharia. Basicamente, um problema complexo é dividido em tarefas mais simples e às redes neurais é atribuído um conjunto de tarefas de acordo com a capacidade delas (Haykin, 2008).

De acordo com Haykin (2008), as redes neurais oferecem algumas propriedades e capacidades específicas, as quais serão descritas nos próximos itens:

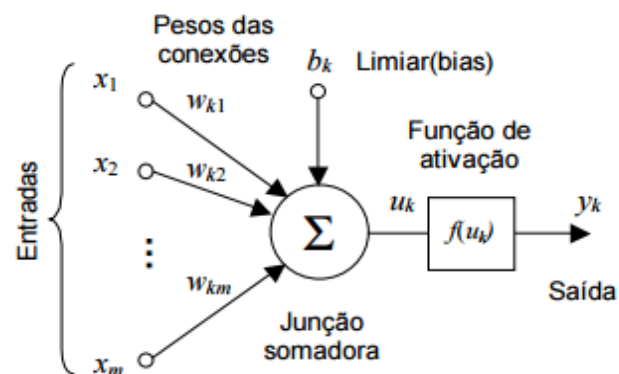
- Não-linearidade: um neurônio artificial pode ser linear ou não linear. Contudo, a não-linearidade que pode ser atribuída à estrutura de uma rede neural é uma importante característica que permite lidar com mecanismos físicos cujos sinais de entrada são intrinsecamente não lineares.
- Mapeamento entrada-saída: o treinamento da rede é alcançado através do mapeamento constante do comportamento de saída a partir da entrada. Adequações podem ser feitas no sistema a partir de alterações nesses comportamentos.
- Adaptatividade: redes neurais têm alta capacidade de ajustar os pesos de suas sinapses mediante mudanças no ambiente que as envolve. Dessa forma, uma rede neural adaptada para atuar em certo ambiente pode facilmente ser retreinada para lidar com pequenas mudanças nas condições ambientais.
- Resposta evidente: uma rede neural pode ser desenvolvida para prover informações não somente sobre os padrões selecionados, mas também sobre a confiabilidade das decisões feitas.
- Informação contextual: O conhecimento é representado por cada estrutura e estado de ativação da rede. Cada neurônio é afetado pela atividade global da rede.
- Tolerância a falhas: implementada na forma de *hardware*, a rede neural tem o potencial de ser inerentemente tolerante a falhas, ou capaz de realizar computação robusta.

- Implementabilidade VLSI: A natureza das redes neurais de desempenhar computação paralela as tornam capazes de realizar computação rápida em certas tarefas. Isso torna uma rede neural bem adaptada para implementações com tecnologia usando integração de grande escala (VLSI – *very-large-scale-integrated*).
- Uniformidade de análise e projeto: Redes neurais se caracterizam pela universalidade como processadores de informação. Isso implica que a mesma notação é usada em todos os domínios que envolvem aplicações de redes neurais.
- Analogia neurobiológica: o projeto de uma rede neural é motivado pela analogia com o cérebro, que é uma prova real de que processamento paralelo tolerante a falhas não é apenas fisicamente possível, mas também pode ser rápido e poderoso.

2.8.3 Aspectos de uma rede neural

O neurônio é o elemento básico de uma rede neural. A figura 25 apresenta o modelo proposto por McCulloch e Pitts (1943) para o funcionamento de um neurônio, ou seja, de uma unidade básica de processamento. O comportamento desse modelo é similar a um circuito de entradas binárias combinadas por uma soma ponderada (com pesos) produzindo uma entrada efetiva.

Figura 25 - Esquema de unidade McCulloch - Pitts.



Fonte: Elaborada pelo Autor.

No modelo geral da figura 25, as entradas w_{ki} são combinadas usando uma função F , para produzir um estado de ativação do neurônio (correspondente à frequência de descarga do neurônio biológico). As entradas chegam através dos dendritos e têm um peso atribuído pela sinapse.

A operação do modelo da figura 25 pode ser resumida da seguinte maneira:

- Sinais são apresentados à entrada;
- Cada sinal é multiplicado por um número, ou peso, que indica a sua influência na saída da unidade;
- É feita a soma ponderada dos sinais que produz um nível de atividade;
- Se este nível de atividade exceder um certo limite (*threshold*) a unidade produz uma determinada resposta de saída.

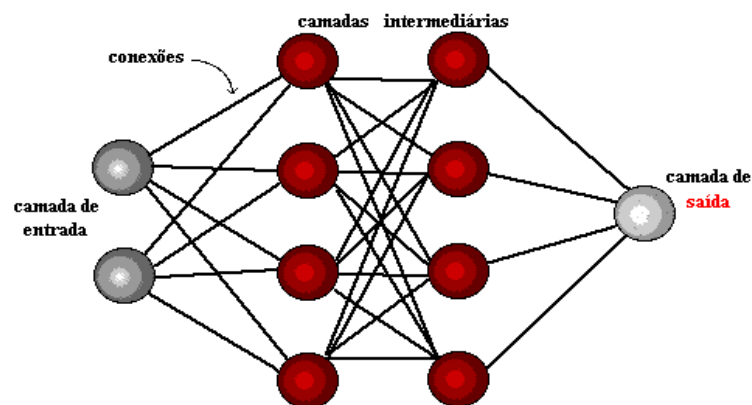
Suponha que sejam p sinais de entrada X_1, X_2, \dots, X_p e pesos $w_{K1}, w_{K2}, \dots, w_{Kp}$ e limitador t ; com sinais assumindo valores booleanos (0 ou 1) e pesos valores reais.

Nesse modelo, o nível de atividade a é dado por: $a = w_{K1}X_1 + w_{K2}X_2 + \dots + w_{Kp}X_p$. A saída y é dada por: $y = 1$, se $a \geq t$ ou $y = 0$, se $a < t$.

As redes neurais aprendem através de exemplos. Por isso, os modelos de redes neurais geralmente possuem regra de treinamento, em que os pesos de suas conexões são ajustados de acordo com os padrões apresentados.

Arquiteturas de redes neurais são geralmente organizadas em camadas, com unidades que podem estar conectadas às unidades da camada posterior, conforme mostra a Figura 26.

Figura 26 – Arquitetura de uma rede neural em camadas.



Fonte: (KOVÁCS, 1996).

Usualmente as camadas são classificadas em três grupos:

- Camada de Entrada: onde os padrões são apresentados à rede;
- Camadas Intermediárias ou Escondidas: onde é feita a maior parte do processamento, através das conexões ponderadas; podem ser consideradas como extratoras de características;
- Camada de Saída: onde o resultado final é concluído e apresentado.

Uma rede neural é especificada, principalmente pela sua topologia, pelas características dos nós e pelas regras de treinamento. A seguir, serão analisados os processos de aprendizado.

2.8.4 Processo de aprendizado

A principal propriedade das redes neurais é a sua adaptabilidade ao ambiente, o que melhora o desempenho delas. Isso é alcançado ajustando-se os seus pesos de suas conexões por meio de um processo iterativo, ou seja, treinando-se a rede. A rede neural alcança seu aprendizado quando ela alcança uma solução generalizada para uma classe de problemas.

Considera-se “aprendizado” o processo que adapta o comportamento e conduz a uma melhoria de desempenho. No contexto de redes neurais artificiais, aprendizagem ou treinamento corresponde ao processo de ajuste dos parâmetros livres da rede através de um mecanismo de apresentação de estímulos ambientais, conhecidos como padrões (ou dados) de entrada ou de treinamento.

Para uma dada rede neural artificial, seja $w(t)$ um peso sináptico de um dado neurônio, no instante de tempo t . O ajuste $\Delta w(t)$ é aplicado ao peso sináptico $w(t)$ no instante t , gerando o valor corrigido $w(t+1)$, na forma: $w(t+1) = w(t) + \Delta w(t)$ (WASSERMAN, 1989) .

Um algoritmo de aprendizado constitui um conjunto de regras bem definidas para se solucionar um problema. Há diversos tipos de algoritmos de aprendizado adequados a modelos específicos de redes neurais, que diferem entre si pela forma segundo a qual os pesos das conexões da rede são modificados.

Existem basicamente três paradigmas de aprendizado: aprendizado supervisionado, aprendizado não-supervisionado e aprendizado por reforço:

- Aprendizado Supervisionado, quando é utilizado um agente externo que indica à rede a resposta desejada para o padrão de entrada;

- Aprendizado Não Supervisionado (auto-organização), quando não existe um agente externo indicando a resposta desejada para os padrões de entrada;
- Reforço, quando um crítico externo avalia a resposta fornecida pela rede.

Um ciclo é uma apresentação de todos os N pares (entrada e saída) do conjunto de treinamento no processo de aprendizado. A correção dos pesos num ciclo pode ser executada de dois modos:

1) Modo padrão: A correção dos pesos acontece a cada apresentação à rede de um exemplo do conjunto de treinamento. Cada correção de pesos baseia-se somente no erro do exemplo apresentado naquela iteração. Assim, em cada ciclo ocorrem N correções.

2) Modo Batch: Apenas uma correção é feita por ciclo. Todos os exemplos do conjunto de treinamento são apresentados à rede, seu erro médio é calculado e a partir deste erro fazem-se as correções dos pesos.

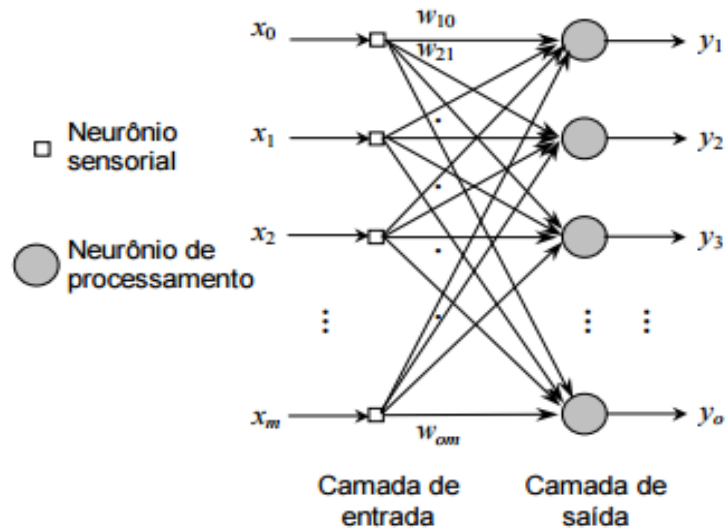
2.8.5 Arquitetura de redes neurais

Existem, basicamente, três tipos principais de arquiteturas de redes neurais artificiais: redes feedforward de uma única camada, redes feedforward de múltiplas camadas, e redes recorrentes.

2.8.5.1 Redes feedforward de uma única camada

Este caso mais simples de rede em camadas consiste em uma camada de entrada e uma camada de saída. Geralmente os neurônios de entrada são lineares, ou seja, eles simplesmente propagam o sinal de entrada para a próxima camada. São também denominados de neurônios sensoriais. A Figura 27 ilustra este tipo de arquitetura.

Figura 27 - Rede feedforward de uma única camada

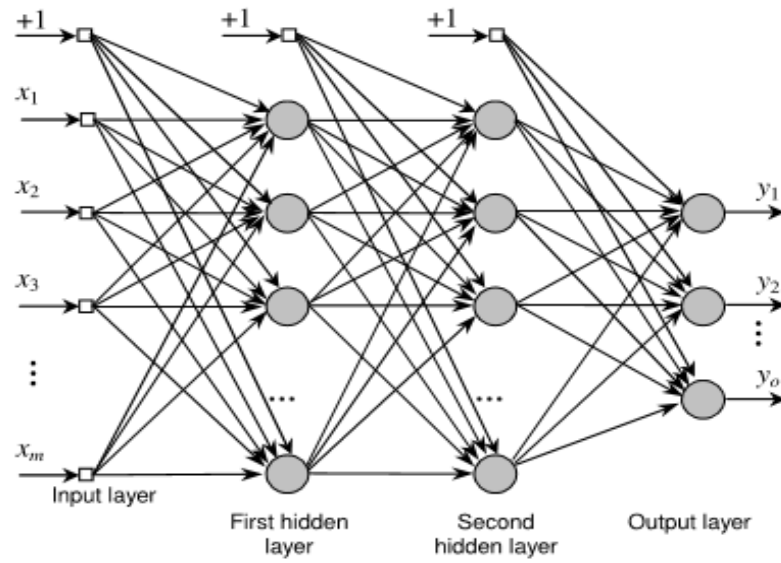


Fonte: Elaborada pelo Autor.

2.8.5.2 Rede feedforward de múltiplas camadas

As redes de múltiplas camadas possuem uma ou mais camadas intermediárias ou escondidas. Adicionando-se camadas intermediárias não-lineares é possível aumentar a capacidade de processamento de uma rede feedforward. A saída de cada camada intermediária é utilizada como entrada para a próxima camada. Em geral, o algoritmo de treinamento para este tipo de rede envolve a retropropagação do erro entre a saída da rede e uma saída desejada conhecida. A Figura 28 mostra este tipo de arquitetura.

Figura 28 – Rede feedforward de múltiplas camadas

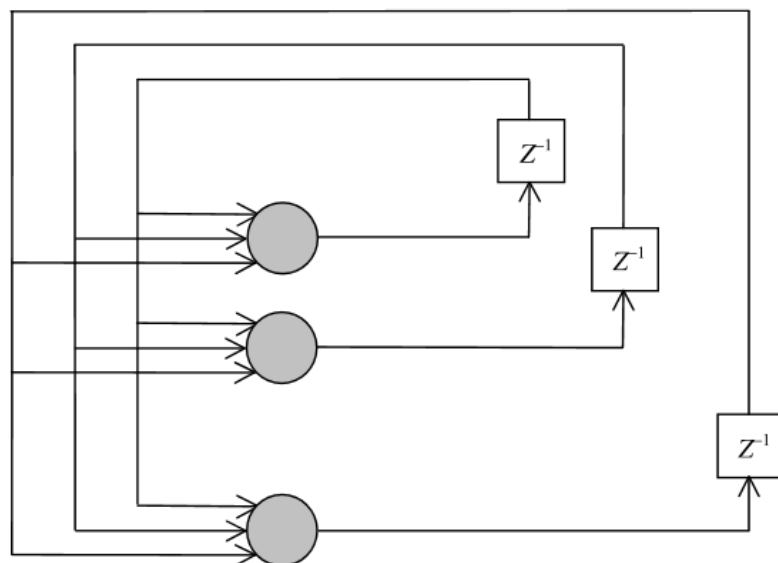


Fonte: (HAYKIN, 2001).

2.8.5.3 Redes recorrentes

O terceiro principal tipo de arquitetura de RNAs são as denominadas de redes recorrentes, pois elas possuem, pelo menos, um laço realimentando a saída de neurônios para outros neurônios da rede. (Figura 29)

Figura 29 – Rede neural recorrente.



Fonte: (KOVÁCS, 1996).

3 ESTADO DA ARTE

Nesse tópico apresentam-se estudos recentes em relação aos tópicos principais do trabalho. Trabalhos contendo simultaneamente redes neurais e trefilação não foram identificados. Filice (2013) em seu trabalho deixa claro que o trabalho com trefilação se dá de forma multitarefas. O processo depende de um número elevado de variáveis e cada uma com relevância diferente para cada objetivo. Em função desse argumento é que a utilização de redes neurais passa ser indicado, uma vez que um dos objetivos é a redução de tempo computacional.

Haddi (2011) trata de investigações experimentais para estudar a influência das condições de trefilação na elevação de temperatura e na tensão de tração em fios de cobre trefilados a frio. Na máquina de trefila de multipasses, a elevação de temperatura e a tensão de trefilação são medidas com termopares e sistemas de células de carga, respectivamente, para diferentes velocidades de trefilação. Os resultados obtidos mostraram que a tensão de trefilação e a elevação da temperatura variam durante o processo de trefila. Isso certamente vem da variação do coeficiente de atrito e da tensão de fluxo do material, dependendo da velocidade de estiramento. A partir dos resultados experimentais, construiu-se a relação entre a elevação da temperatura, a tensão de trefilação e o coeficiente de atrito. Com base nisso, apresentou-se uma modificação do modelo de Avitzur. Este novo modelo pode ajudar a selecionar os parâmetros do processo que satisfazem as condições de tensão mínima de trefila para o cobre.

Um trabalho experimental traz um comparativo entre o processo de trefilação convencional e o processo de laminação de fios. Amine (2018) relata o trabalho experimental com procedimentos em uma máquina de trefilação de estágio único. A trefilação dos fios de aço carbono foi realizado com ambos os processos; rolos e matrizes convencionais. Os dois processos de redução foram comparados em relação a força de trefilação e a temperatura do fio resultante. As propriedades mecânicas dos arames trefilados também foram investigadas. Os resultados obtidos não mostraram grandes diferenças entre os dois processos, dentre as principais o método de rolo desenvolveu uma superfície melhor do fio. Esta vantagem foi contrariada, com maior temperatura do fio e menor tensão na fratura. Além disso, uma fórmula foi usada para calcular teoricamente a força de trefilação para o

processo de trefilação convencional modificado e usado para calcular a força de trefila para as duas etapas de redução no cassete de rolo. Os resultados mostraram que a proporção de deformação não homogênea foi muito maior no processo de laminação em comparação ao processo convencional. Tendo em vista os resultados deste trabalho, a alternativa de trefilar arame através de rolo não foi indicada por não oferecer melhorias em relação ao método de trefilação convencional.

Em outro trabalho, Baek (2012) realizou uma análise de elementos finitos tridimensionais para trefilados múltiplos ou únicos, a fim de avaliar o comportamento da formação de vários defeitos superficiais, como longitudinal, transversal, oblíquo e redondo, introduzidos durante os processos de fabricação. Para simulações numéricas, utilizaram um algoritmo de tratamento de contato de superfície livre para suprimir a penetração de nós aplicando um método de penalidade. Verificou-se que os componentes de tensão radial e circunferencial determinaram a forma final e a relação de aspecto do defeito. A abordagem numérica utilizada pode ser útil na determinação de uma diretriz para avaliar a aceitabilidade da qualidade superficial do arame para o processo secundário de fabricação com base nos dados disponíveis na literatura.

Yang (2015) apresentou um novo vibrador ultra-sônico composto longitudinal-torsional (L & T) para trefilação. A característica deste vibrador ultra-sônico composto é accionada por uma pilha piezocerâmica axialmente polida, que é muito diferente do vibrador ultra-sônico composto convencional accionado por duas ou mais pilhas piezocerâmicas. Quatro ranhuras uniformes inclinadas foram cortadas na parte final do vibrador ultra-sônico para transformar a vibração ultra-sônica longitudinal em um movimento composto de L & T. Os efeitos de sulcos oblíquos na frequência de ressonância, amplitudes de vibração longitudinal e torcional foram analisados pelo método dos elementos finitos. Experimentos foram realizados para verificar os resultados da simulação acima. Os resultados experimentais indicaram que a vibração ultra-sônica composta de L & T pode ser conseguida por uma pilha piezocerâmica, e aplicada na trefilação.

Mesguish (2017) estudou a preparação de fios condutores com grãos ultrafinos através de processos e trefilação. Eles verificaram que a resistência à tração dos fios de cobre de nanotubos de carbono é maior do que os correspondentes fios de cobre puro. Mostraram também que a distribuição de

tamanho de grão bimodal favorece o fortalecimento, limitando o aumento da resistividade elétrica dos fios, tanto para cobre puro quanto para os compósitos.

Larsson (2017) investigou se uma câmera CCD poderia ser usada para monitorar o processo de trefilação. O objetivo do monitoramento era detectar se o processo estava prestes a falhar, sendo que a falha do processo foi iniciada pela remoção do lubrificante, provocando o aumento de resistência entre o arame e a matriz. O sinal da câmera CCD foi comparado ao sinal de uma medição de força de trefilação que indica claramente quando a fricção na matriz aumenta, o que, por sua vez, indica uma falha iminente do processo. Verificou-se que o sinal da câmera CCD indicava claramente a remoção do lubrificante e, portanto, falha. Nesse trabalho, a câmera CCD foi testada em dois materiais de arame diferentes e dois lubrificantes diferentes, ambos com resultados positivos.

Lee (2012) desenvolve a idéia de acompanhar o desgaste da matriz através da análise de vibrações causadas durante o processo de trefilação. Esse procedimento tem o objetivo primordial de gerar uma relação entre o nível de vibrações e os possíveis defeitos que possam aparecer no final do processo. A precisão dimensional dos produtos finais resultantes do desgaste da matriz pode ser previstos pelo método proposto. A metodologia sugerida pode ser aplicada para prever perfis de desgaste de matrizes utilizados em outros processos. Outro autor que relaciona a vibração à análise de defeitos na trefilação é Pejryd (2016). Em seu trabalho Pejryd foca na investigação do potencial de uso de monitoramento de vibração para detectar deficiências de processo ou variações que defeitos no produto. Em suma conclui que o sensoriamento de vibração demonstrou ter um bom potencial para ser uma maneira simples e eficaz de desenvolver um processo de monitoramento para trefilação de arame. Sinais de vibração dão um sinal muito melhor para relação de fundo para os eventos de lubrificação insuficiente do que medições de força. A medição de vibração é também muito mais fácil de programar em um ambiente industrial do que medição de força, o que pode exigir uma modificação substancial o equipamento de trefilação.

Panteghini (2014) desenvolve um trabalho analítico para estimativa de força de trefilação em uma análise tridimensional. A idéia central é definir uma proposta de cálculo que possa ser usada como base de análise para simulações numéricas e até para aplicações práticas. As comparações com modelos experimentais mostram que

a nova proposta analítica oferece bons resultados e pode ser adotado no processo de engenharia e em processos de trefilação.

No processo de conformação mecânica D'Addona (2017) desenvolve seu trabalho relacionando a aplicação de redes neurais com o processo de forjamento a quente de um disco. A otimização de forjamento a quente depende de vários fatores, conhecidos com incerteza: pré-aquecimento do molde, geometria, têmpera, temperatura da peça de trabalho e forma, lubrificante. Existem também vários objetivos: qualidade, consumo de energia e vida útil da ferramenta. Os métodos de otimização global exigem várias avaliações de processo para alcançar o objetivo pré definido. Enquanto os testes podem ser simulados pelo método dos elementos finitos, a maioria deles foi substituída por um modelo de rede neural. O treinamento em redes neurais é menos sensível à dimensão do problema do que o modelo convencional. A abordagem é avaliada em relação à tradicional otimização de elementos finitos, explorando um estudo de caso de um disco de aço. A aplicação do algoritmo em um estudo de caso padrão permitiu destacar as potencialidades da abordagem, mas também as desvantagens: o modelo multi-objetivo leva a muitas redes neurais como os objetivos, mas diferentes redes neurais podem ter diferentes níveis de adaptação ao sistema estudado, levando distâncias irregulares do resultado.

Em seu trabalho Verpoort (2018) valida um processo de entrada de dados de materiais com um sistema de redes neurais artificiais. Uma rede neural artificial é aplicada para modelar e verificar as propriedades do material. A rede neural gera um algoritmo que tem uma capacidade única de lidar com conjuntos de dados incompletos tanto no treinamento quanto na previsão. Podem-se considerar as propriedades como entradas, permitindo-lhe explorar tanto a propriedade da composição como a propriedade mecânica. São feitas correlações para melhorar a qualidade das previsões e também se pode manipular dados gráficos. A estrutura é testada com diferentes esquemas de validação e, em seguida, aplicada a materiais de estudos de caso de ligas e polímeros. O algoritmo encontrou vinte erros em um material comercial no banco de dados que foram confirmados em relação às fontes de dados primárias. Com um objetivo próximo Lakshmi (2017) programa um sistema de previsão de propriedades do aço ASS 304 após deformação. A tensão de fluxo durante a deformação a quente depende principalmente da força, da taxa de deformação e da temperatura, e mostra um relacionamento intrínseco com eles.

Uma rede neural artificial é usada para prever a tensão de fluxo do aço inoxidável austenítico 304. O foco do trabalho é prever as propriedades mecânicas do aço inoxidável austenítico 304 através da realização de testes de tração em região de deformação plástica. Os experimentos foram conduzidos em diferentes temperaturas de 0 a 900 graus Celsius em três diferentes taxas e em três orientações diferentes. Todos os dados experimentais são aleatoriamente segregados em duas partes. 90% dos dados são considerados como dados de treinamento e 10% são considerados como dados de teste. A rede neural artificial é treinada com base em dados de treinamento e aplicados para prever os valores de tensão de fluxo para dados de teste, que foram comparados com os dados experimentais. A comparação entre dois conjuntos de resultados indica a confiabilidade das previsões.

Almakaeel (2017) em seu artigo consegue evidenciar a versatilidade na utilização de redes neurais artificiais. Na concepção de uma rede neural, o procedimento de aprendizagem utiliza um “algoritmo de aprendizagem”, que trabalha com a experiência obtida a partir de dados de entrada a fim de se adaptar ao comportamento pretendido na saída. O trabalho apresenta uma estrutura para nanofabricação cibernética. Projeto de peças de entrada de componentes nano/micro escala são avaliados com uma rede neural artificial baseado no agente inteligente para prever processos ótimos de nanofabricação

Outro trabalho desenvolve uma análise com redes neurais aplicadas à usinagem eletroquímica. Em seu estudo Kasdekar (2018) gera um comparativo entre dados experimentais e os resultados obtidos pela rede neural. Observa-se que a rede neural contida em 70% dos os dados no conjunto de treinamento fornecem bons resultados de previsão. Assim, as variáveis de resposta previstas de 70% de treinamento associam bem com as variáveis de resposta medidas.

Outra perspectiva adotada pode ser o uso de redes neurais em conjunto com outros sistemas de leitura. Mikolajczyk (2017) utiliza no seu trabalho dados de processamento de imagens para então executar o treinamento das redes artificiais. No seu trabalho os resultados confirmam que a combinação de *software* de reconhecimento de imagem e modelagem de RNA poderia potencialmente ser desenvolvida em uma ferramenta industrial útil para estimativa de baixo custo da vida da ferramenta em operações de torneamento.

4 METODOLOGIA

4.1 Contextualização

A motivação deste trabalho surgiu do fato de existir literatura sobre aplicação de redes neurais artificiais, nas predições das forças, temperaturas e rugosidade superficial em diferentes processos de fabricação. No entanto, verificou-se uma lacuna quanto a sua aplicação no processo de trefilação. O objetivo desse trabalho foi verificar o desempenho dessa metodologia matemática para a previsão da carga de trefilação, realizada em condições específicas, em uma máquina de ensaio universal. Foi possível identificar que os resultados obtidos pelas redes neurais artificiais foram satisfatórios tanto nas fases de treinamento e quanto na validação, o que se confirmou na fase de predição das forças de trefilação, demonstrando assim ser uma boa opção para modelagem do processo de trefilação de barras cilíndricas de cobre a um baixo custo computacional.

4.2 O experimento

O material escolhido para ser trefilado, para que se possam determinar os esforços de trefilação, experimentalmente e pela rede neural, foi o cobre eletrolítico com a composição química mostrada na Tabela 1. Verifica-se que os resultados da mesma estão de acordo com a especificação técnica do material (ASM Handbook, 1990), conforme a Tabela 2.

Tabela 1 - Composição química do cobre eletrolítico (%peso).

Elemento	Cu	Pb	Fe	Zn	Ni	Al	Mg
%	99,900	0,018	0,010	0,012	0,005	0,049	0,007

Fonte: Elaborada pelo Autor.

Tabela 2 – Especificação técnica do cobre eletrolítico (%peso).

Elemento	Cu
%	Mínimo 99,9%

Fonte: Elaborada pelo Autor.

Esse material foi adquirido na forma de barras de 12,7mm de diâmetro e 3 a 4m de comprimento. A escolha deste material teve como motivo, dispensar o uso de lubrificantes durante a sua trefilação. A dureza média do material como recebido foi HV $83,37 \pm 0,49$ MPa. Os ensaios de dureza Vickers foram conduzidos em uma máquina WPM Leipzig, com carga igual 5kgf, tempo de aplicação igual a 30 s e número de endentações igual a 6. Os testes de dureza superficial foram realizados com o objetivo de avaliar a homogeneidade das barras e o estado do material ao ser adquirido.

Para a realização deste estudo foram empregados os grupos de fieiras identificados na Tabela 3. Foram confeccionadas com carboneto de tungstênio. Estas fieiras foram escolhidas de maneira que pudesse ser avaliada a influência do semi-ângulo de trefilação (α), diâmetro inicial da barra, diâmetro final do paralelo, da redução de área (r) e do fator de atrito (m) nos esforços de trefilação, totalizando em 22 experimentos.

Tabela 3 – Parâmetros geométricos de trefilação empregados no trabalho.

Fieira	Diâmetro Inicial da Barra (mm)	Diâmetro Final do Paralelo da Fieira(mm)	Semi-ângulo (α)	Redução de Área (r)	Parâmetro Δ
1	(12,70±0,005)	(12,05±0,005)	(5°±0,2°)	10%	3,31
2	(12,05±0,005)	(11,43±0,005)	(5°±0,2°)	10%	3,31
3	(11,43±0,005)	(10,84±0,005)	(5°±0,2°)	10%	3,31
4	(10,84±0,005)	(10,29±0,005)	(5°±0,2°)	10%	3,31
5	(10,29±0,005)	(9,76±0,005)	(5°±0,2°)	10%	3,31
6	(9,76±0,005)	(9,26±0,005)	(5°±0,2°)	10%	3,31
7	(9,26±0,005)	(8,78±0,005)	(5°±0,2°)	10%	3,31
8	(12,70±0,005)	(12,05±0,005)	(10°±0,2°)	10%	6,63
9	(12,05±0,005)	(11,43±0,005)	(10°±0,2°)	10%	6,63
10	(11,43±0,005)	(10,84±0,005)	(10°±0,2°)	10%	6,63
11	(12,70±0,005)	(11,36±0,005)	(5°±0,2°)	20%	1,57
12	(11,36±0,005)	(10,16±0,005)	(5°±0,2°)	20%	1,57
13	(10,16±0,005)	(9,09±0,005)	(5°±0,2°)	20%	1,57
14	(12,70±0,005)	(10,29±0,005)	(5°±0,2°)	34%	3,28
15	(10,29±0,005)	(9,76±0,005)	(20°±0,2°)	10%	13,26
16	(9,76±0,005)	(9,26±0,005)	(20°±0,2°)	10%	13,26
17	(12,70±0,005)	(12,05±0,005)	(20°±0,2°)	10%	13,26
18	(12,05±0,005)	(11,43±0,005)	(20°±0,2°)	10%	13,26
19	(11,43±0,005)	(10,84±0,005)	(20°±0,2°)	10%	13,26
20	(12,70±0,005)	(12,38±0,005)	(5°±0,2°)	5%	6,81
21	(12,38±0,005)	(12,07±0,005)	(5°±0,2°)	5%	6,81
22	(12,07±0,005)	(11,76±0,005)	(5°±0,2°)	5%	6,81

Fonte: Elaborada pelo Autor.

Todo o processo de trefilação foi realizado em uma máquina de ensaios INSTRON, modelo 558 (Figura 30), a uma velocidade constante de 40 mm/min. Para que fosse possível realizar este processo neste tipo de máquina, foi utilizado o dispositivo especialmente confeccionado, cujos detalhes foram apresentados no trabalho de Corrêa (2000). Através do sistema de controle e aquisição de dados MERLIN, foi possível observar a evolução da carga em função do deslocamento em cada passe. Em todos os passes, a barra de cobre foi trefilada sem o uso de qualquer lubrificante.

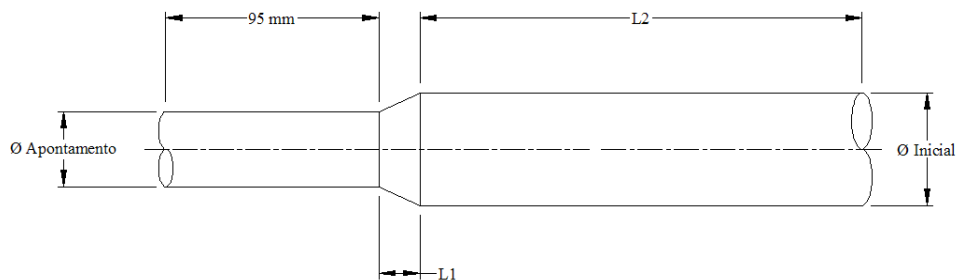
Figura 30 - Dispositivo montado para a trefilação em máquina de ensaio universal



Fonte: Elaborada pelo Autor.

Para analisar as evoluções da carga em função do deslocamento para cada passe de trefilação, no referido equipamento desenvolvido, fez-se necessário a confecção de corpos de prova com a seguinte geometria. Esses corpos de prova foram confeccionados por usinagem convencional de torneamento. A geometria do corpo de prova é de acordo com a Figura 31.

Figura 31 – Dimensões do corpo de prova a ser trefilado.



Fonte: Elaborada pelo Autor.

Em função do diâmetro final do paralelo das feiras, foram confeccionados quatro corpos de prova para a realização dos 22 experimentos variando as dimensões \varnothing inicial, \varnothing apontamento, L1 e L2 que são apresentadas na Tabela 4.

Tabela 4 – Dimensões dos corpos de prova a serem trefilados.

Corpo de Prova	Φ Inicial(mm)	Φ Apontamento(mm)	L1 (mm)	L2 (mm)
1	12,7	11,76	5,66	300
2	12,7	10,84	7,66	300
3	12,7	9,09	9,66	300
4	12,7	8,78	8.35	300

Fonte: Autor

4.3 Fator de atrito

Para o cálculo do fator de atrito foi utilizada a formulação de Avitzur (1968), baseada no Método de Limite Superior, que avalia independentemente os valores do trabalho redundante, do trabalho para deformação homogênea e do trabalho de atrito. Estes valores parciais do trabalho são somados e igualados ao trabalho realizado pela tensão de trefilação aplicada. Esta formulação está apresentada conforme a equação (1).

$$\frac{\sigma_{tref}}{\bar{Y}} = 2f(\alpha) \ln\left(\frac{R_i}{R_f}\right) + \frac{2}{\sqrt{3}} \left[\frac{\alpha}{\text{sen}^2(\alpha)} - \cot(\alpha) + m \cot(\alpha) \ln\left(\frac{R_i}{R_f}\right) + m \frac{L}{R_f} \right] \quad (1)$$

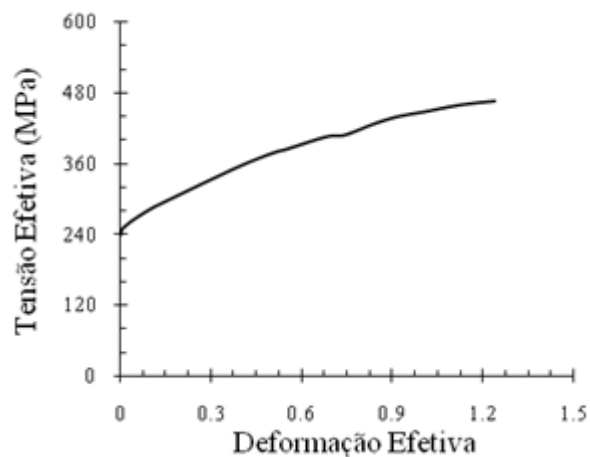
Onde σ_{tref} é a tensão de trefilação; \bar{Y} é a tensão média defluxo do material; α é o semi-ângulo da fieira em radianos; R_i é o raio inicial do material; R_f é o raio de saída da fieira; m é o fator de atrito; L é o comprimento paralelo da fieira e $f(\alpha)$ é dada pela equação 2

$$f(\alpha) = \frac{1}{\text{sen}^2\alpha} \left\{ 1 - \cos\alpha \sqrt{1 - \frac{11}{12} \text{sen}^2\alpha + \frac{1}{\sqrt{11 \cdot 12}} \cdot \ln \left[\frac{1 + \sqrt{\frac{11}{12}}}{\sqrt{\frac{11}{12} \cos\alpha + \sqrt{1 - \frac{11}{12} \text{sen}^2\alpha}}} \right]} \right\} \quad (2)$$

Os valores experimentais dos parâmetros α e L foram obtidos através de gráficos gerados pelo equipamento Conturograph, da Divisão de Trefilaria de Companhia Siderúrgica Belgo-Mineira, os quais traçam um perfil ampliado das fieiras utilizadas. O diâmetro final ou de saída da fieira foi avaliado diretamente a partir dos corpos de prova (barras de cobre) utilizando-se micrômetro de resolução 0,001 mm

Admitindo a não existência do trabalho redundante, o material submetido a trefilação experimentará um processo de deformação uniforme, equivalente a um ensaio de tração simples. Por este motivo, o limite de escoamento médio \bar{Y} para cada passe de trefilação poderá ser avaliado com base no gráfico da Figura 32, tensão efetiva em função da deformação efetiva, obtido diretamente do ensaio de tração simples (Magalhães, 2008).

Figura 32 – Evolução da tensão efetiva em função da deformação efetiva para o cobre eletrolítico adquirido.



Fonte: Elaborada pelo Autor.

Uma vez determinado os valores médios das forças de trefilação de cada experimento, finalmente pôde-se determinar o fator de atrito, empregando a equação de Avitzur (1968).

O fator de atrito, como já mencionado, é considerado como dependente apenas dos materiais envolvidos no processo, desde que mantidas as condições de temperatura e lubrificação constantes, assim como o estado superficial (AVITZUR, 1968). A tabela 5 identifica os valores do coeficiente de atrito em função da força de trefilação obtida no processo experimental.

Tabela 5 – Valores de força de trefilação e coeficiente de atrito

Fieira	Fator de Atrito m	Força (kN)
1	0,114	10,17
2	0,12	10,02
3	0,081	6,98
4	0,108	8,04
5	0,117	7,62
6	0,095	5,52
7	0,098	5,63
8	0,094	10,38
9	0,091	9,12
10	0,086	7,59
11	0,113	16,9
12	0,1	12,73
13	0,098	10,09
14	0,096	13,4
15	0,106	9,32
16	0,113	9,12
17	0,117	17,4
18	0,121	9,32
19	0,109	9,12
20	0,1	13,05
21	0,095	11,62
22	0,098	10,96

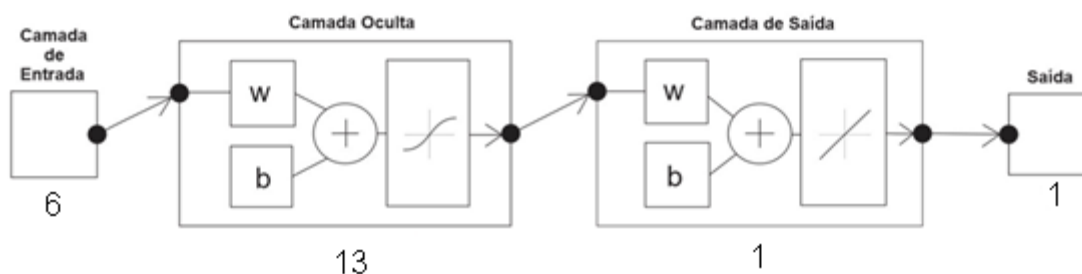
Fonte: Elaborada pelo Autor.

4.4 Aplicações das redes neurais no processo de trefilação

Semelhante ao cérebro humano, uma RNA obtém conhecimento do ambiente envolvente por meio de um processo de aprendizagem e usa neurônios organizados em camadas e pesos sinápticos para armazenar o conhecimento adquirido. Para alcançar a melhor arquitetura para uma determinada RNA em relação ao número de neurônios na (s) camada (s) oculta (s), Kurkova (1992) empregou uma estratégia de treinamento baseada na implementação de vários modelos com diferentes números de neurônios, variando-se o número de neurônios próximo ao teorema de Kolmogorov, $2n + 1$, onde n é o número de variáveis de entrada (*input*) na rede neural. Apesar dessa orientação, o modelo com 13 neurônios proporcionou o melhor resultado nas etapas de treinamento, validação e teste.

A arquitetura proposta para estimar a força de trefilação foi baseada em 19 experimentos, escolhidos aleatoriamente, onde os seis parâmetros de entrada (*input*) foram: diâmetro inicial, diâmetro final, redução de área (r), semi-ângulo (α), parâmetro (Δ) e o fator de atrito (m). A Figura 34 mostra a arquitetura da RNA composta por três camadas (camada de entrada, uma camada oculta e camada de saída), que visa uma saída objetiva, isto é, prever a força de trefilação. As fases de treinamento, validação e previsão foram executadas no software MatLab, fornecido pelo CEFET-MG. Para a fase de previsão foram escolhidos os experimentos 5,11 e 18.

Figura 33 - Arquitetura da rede neural para o processo de trefilação



Fonte: Elaborada pelo Autor.

Percebe-se que foram empregadas três camadas: a camada de entrada (*input*) constituída pelas variáveis independentes, uma camada oculta (*hidden layer*) onde são realizados a maior parte do processamento, por meio de conexões ponderadas; e a camada de saída, associada à variável depende, neste caso, a força de trefilação. A arquitetura da rede neural foi do tipo *feed forward*. Para a camada oculta foi empregada a tangente sigmoide para a função de ativação enquanto para a camada de saída foi empregada a linear para a função de ativação. Essas funções foram empregadas com sucesso por Hecht-Nielsen (1987).

Para o treinamento da rede neural proposta foi adotado o algoritmo de retro-propagação (*back-propagation*) usando a minimização do erro médio quadrático pelo método de otimização conjugado descrito em Freeman e Skapura (1991), foi empregado a função *Trainlm* para a fase de treinamento das redes neurais apenas para a definição do número das camadas intermediárias. O treinamento de uma rede neural consiste num procedimento numérico de estimação dos pesos, geralmente

baseado na minimização de uma função que depende do erro apresentado na saída da rede (Hecht-Noelsen, 1987). Em todas as outras implementações foi usado o algoritmo de Levenberg-Marquardt.

Foram testadas diversas combinações dos parâmetros internos à rede, realizados de forma automática, através do próprio *software*, aquela que apresentou menor erro na determinação da força de trefilação foi escolhida para realizar os demais testes do trabalho. Os melhores parâmetros encontrados após o processo iterativo estão mostrados na Tabela 5.

Tabela 6 – Parâmetros da rede de estimação das forças de trefilação

Parâmetros da rede neural para estimação das forças de trefilação	
Número de neurônios por camada	[13 1 1]
Função de transferência entre neurônios da camada escondida	Tansig
Função de transferência para camada de saída	Purelin
Momento	0,5
Taxa de aprendizagem	0,1
Número máximo de épocas (epochs)	100
Erro	1,00E-04
Função de treinamento	Trainlm

Fonte: Elaborada pelo Autor

A entrada de dados no nas redes neurais é realizado através de tabelas, onde os valores numéricos são utilizados como base para o experimento. A Tabela 6 mostra os dados utilizados para o treinamento das redes neurais. Com base nesses valores e que os neurônios artificiais estabelecem as correlações e pesos entre as variáveis e os elementos identificados como alvo, nesse caso a força de trefilação.

Tabela 7 – Dados de treinamento das redes neurais

Fieira	Dados de entrada						Alvo
	Diâmetro Inicial da Barra (mm)	Diâmetro Final do Paralelo da Fieira(mm)	Semi-ângulo (α)	Redução de Área (r)	Parâmetro Δ	Fator de Atrito m	Força (kN)
1	(12,70±0,005)	(12,05±0,005)	(5°±0,2°)	10%	3,31	0,114	10,17
2	(12,05±0,005)	(11,43±0,005)	(5°±0,2°)	10%	3,31	0,12	10,02
3	(11,43±0,005)	(10,84±0,005)	(5°±0,2°)	10%	3,31	0,081	6,98
4	(10,84±0,005)	(10,29±0,005)	(5°±0,2°)	10%	3,31	0,108	8,04
6	(9,76±0,005)	(9,26±0,005)	(5°±0,2°)	10%	3,31	0,095	5,52
7	(9,26±0,005)	(8,78±0,005)	(5°±0,2°)	10%	3,31	0,098	5,63
8	(12,70±0,005)	(12,05±0,005)	(10°±0,2°)	10%	6,63	0,094	10,38
9	(12,05±0,005)	(11,43±0,005)	(10°±0,2°)	10%	6,63	0,091	9,12
10	(11,43±0,005)	(10,84±0,005)	(10°±0,2°)	10%	6,63	0,086	7,59
12	(11,36±0,005)	(10,16±0,005)	(5°±0,2°)	20%	1,57	0,1	12,73
13	(10,16±0,005)	(9,09±0,005)	(5°±0,2°)	20%	1,57	0,098	10,09
14	(12,70±0,005)	(10,29±0,005)	(5°±0,2°)	34%	3,28	0,096	13,4
15	(10,29±0,005)	(9,76±0,005)	(20°±0,2°)	10%	13,26	0,106	9,32
16	(9,76±0,005)	(9,26±0,005)	(20°±0,2°)	10%	13,26	0,113	9,12
17	(12,70±0,005)	(12,05±0,005)	(20°±0,2°)	10%	13,26	0,117	17,4
19	(11,43±0,005)	(10,84±0,005)	(20°±0,2°)	10%	13,26	0,109	9,12
20	(12,70±0,005)	(12,38±0,005)	(5°±0,2°)	5%	6,81	0,1	13,05
21	(12,38±0,005)	(12,07±0,005)	(5°±0,2°)	5%	6,81	0,095	11,62
22	(12,07±0,005)	(11,76±0,005)	(5°±0,2°)	5%	6,81	0,098	10,96

Fonte: Elaborada pelo Autor

Em paralelo são utilizados dados numéricos como variáveis, mas dessa vez sem alvos. O valor objetivo então é gerado pela iteração criada pelas redes neurais. A Tabela 7 mostra os dados escolhidos para a fase de simulação, são referentes às fieiras 5, 11 e 18. Com os resultados da simulação é possível identificar o erro gerado pela predição das redes. As forças identificadas como teste terão o objetivo de verificar a assertividade da simulação.

Tabela 8 – Dados de simulação das redes neurais

Fieira	Simulação						Teste
	Diâmetro Inicial da Barra (mm)	Diâmetro Final do Paralelo da Fieira(mm)	Semi-ângulo (α)	Redução de Área (r)	Parâmetro Δ	Fator de Atrito m	Força (kN)
5	(10,29±0,005)	(9,76±0,005)	(5°±0,2°)	10%	3,31	0,117	7,62
11	(12,70±0,005)	(11,36±0,005)	(5°±0,2°)	20%	1,57	0,113	16,9
18	(12,05±0,005)	(11,43±0,005)	(20°±0,2°)	10%	13,26	0,121	9,32

Fonte: Elaborada pelo Autor

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Para verificar se a arquitetura proposta da rede neural é adequada, devem-se avaliar os valores de regressão para dados de treinamento, validação e teste. Para o modelo proposto da rede neural, foram obtidos os valores referentes ao erro percentual em comparação aos resultados experimentais. Baseado no teorema de Kolmogorov foi testado sete composições de redes neurais com variação do número de neurônios. O teste foi realizado utilizando a vizinhança da quantidade de neurônios.

Foram testadas redes com 10, 11, 12, 13, 14, 15 e 16 neurônios. A tabela 8 identifica os erros encontrados com a utilização de 13 neurônios. Esse número de neurônios é baseado no teorema de Kolmogorov conforme indicação de Kurkova (1992). A Tabela 8 identifica os erros relativos para análise da eficiência da rede. Os valores encontrados de força de trefilação são relacionados respectivamente as feiras 5, 11 e 18. Os valores de força de trefilação são comparados aos resultados experimentais.

Tabela 9 – Erro relativo da rede neural (13 neurônios)

Número de neurônios			13
Iteração	Resultado	Erro (%)	Erro médio (%)
1	6,5476	14%	12%
	13,3484	21%	
	9,203	1%	
2	6,4	16%	15%
	12,8104	24%	
	8,7739	6%	
3	6,4	16%	15%
	12,8104	24%	
	8,7739	6%	
4	6,4	16%	15%
	12,8104	24%	
	8,7739	6%	
5	6,4	16%	15%
	12,8104	24%	
	8,7739	6%	

Fonte: Elaborada pelo Autor.

O processo de treinamento permite um número incontável de iterações, o detalhe é que o valor de análise, força de trefilação, converge para um valor fixo. No caso da rede com 13 neurônios a convergência aconteceu na terceira iteração. Um fenômeno interessante é o aumento no valor do erro relativo médio. Evento que pode ser explicado pela adaptação das curvas da equação a todos os valores do processo de treinamento. Assim para os valores de teste pode haver um aumento do erro, mas no geral o valor de correlação melhora para a função.

Conforme a Tabela 8, a rede neural proposta conseguiu predir as três situações distintas de trefilação com valores condizentes com os experimentais. Nessa fase, a rede neural apresentou um erro percentual médio de 15%, indicando uma boa generalização para o modelo proposto, uma vez que identificaram padrões de comportamento do cobre eletrolítico em diferentes condições de trefilação.

O erro relativo de 16% foi encontrado para a fieira de número 5. Os dados da fieira 5 apresentam dados recorrentes em outros cinco experimentos como o semi-ângulo, a redução de área e o parâmetro delta. O desvio encontrado para a fieira é aceitável, se analisarmos os valores absolutos de carga envolvidos. A fieira de número 11 obteve o maior erro relativo. Fato que corrobora ao evento é que somente dois experimentos foram realizados com dados semelhantes, logo, o evento gera dificuldade de corelacionamento entre as variáveis por parte do processo de análise das redes. O erro relativo de 24% é considerado alto e pode ter interferência relevante no processo de definição de força de trefilação. O menor erro foi encontrado na fieira número 18. O fato pode ser identificado em função da similaridade entre as características dos experimentos. Mesmo que o número de experimentos com o mesmo semi-ângulo seja reduzido, eles possuem boa correlação numérica, algo que não ocorre com outros elementos de verificação. O erro relativo de 6% gera boa correlação com o experimento.

Vale ressaltar que a escolha os experimentos não seguiram nenhum padrão ou correlação. O semi-ângulo ótimo de trefilação identificado por Cetlin (1993) não foi definido em nenhum dos processos, o principal efeito disso é que os valores de força de trefilação não seguem uma relação linear nem pré-definida. Os valores simulados também não passaram por processo de análise anterior. Logo a previsibilidade da rede neural pode ser prejudicada por uma condição desfavorável de análise dos dados coletados.

A Tabela 9 mostra os valores simulados, coletados experimentalmente e o erro relativo entre eles. O resultado é satisfatório em função da aleatoriedade dos dados de entrada.

Tabela 10 – Forças de trefilação obtidas experimentalmente e pela rede neural na fase de predição.

Fieira	Força Média Experimental (kN)	Força Média Rede Neural (kN)	Erro (%)
5	7,62	6,4	16%
11	16,9	12,8104	24%
18	9,32	8,7739	6%

Fonte: Elaborada pelo Autor.

Para a verificação e análise do teorema de Kolmogorov foram geradas tabelas de análise de resultados para diferentes números de neurônios, mas com proximidade à quantidade pré-estabelecida de 13 neurônios. Em função da quantidade de variáveis de entrada a Tabela 10 mostra os resultados para o treinamento realizado com 10 neurônios. São definidas três iterações para o treinamento da rede, esse ciclo de treinamento é definido em função de ter gerado a convergência no estudo base com 13 neurônios artificiais.

Tabela 11 – Erro relativo da rede neural (10 neurônios)

Número de neurônios			10
Iteração	Resultado	Erro (%)	Erro médio (%)
1	16,2982	-114%	43%
	16,0751	5%	
	8,3522	10%	
2	10,0862	-32%	34%
	13,9466	17%	
	14,1501	-52%	
3	9,6262	-26%	29%
	14,2668	16%	
	13,5008	-45%	

Fonte: Elaborada pelo Autor.

Analisando os resultados gerados pela tabela 10, pode-se perceber uma evolução do erro médio percentual das redes. Na iteração inicial a rede gera um desvio médio de 43%, a segunda iteração tem melhora significativa para 34% e na iteração final o erro chega a 29%. Vale ressaltar que com a utilização de 10 neurônios artificiais não houve a convergência de resultados com as três iterações. Fica evidente, no entanto, que resultado ao final das iterações é bem pior que os valores obtidos com 13 neurônios.

Na Tabela 11 pode ser verificado o resultado para avaliação da rede com 11 neurônios artificiais. Em relação à análise com 10 neurônios a diferença é bem pequena com a melhora no erro médio de 29% para 27%. Interessante ressaltar que nesse caso o erro médio sofreu um aumento de 23% na primeira iteração para 27% na segunda iteração. Na segunda iteração o resultado da simulação já convergiu repetindo os valores na terceira iteração.

Tabela 12 – Erro relativo da rede neural (11 neurônios)

Número de neurônios			11
Iteração	Resultado	Erro (%)	Erro médio (%)
1	11,1406	-46%	23%
	15,1127	11%	
	8,0572	14%	
2	10,5163	-38%	27%
	11,4426	32%	
	10,2669	-10%	
3	10,5163	-38%	27%
	11,4426	32%	
	10,2669	-10%	

Fonte: Elaborada pelo Autor.

Nas simulações com 12 neurônios a convergência de resultados aconteceu já na primeira iteração, logo, nas segunda e terceira iterações os valores de simulação obtidos foram os mesmos. Em relação às análises anteriores o resultado foi pior gerando um erro médio de 36%. Mesmo sendo o número de neurônios mais próximo do experimento escolhido como ideal. A Tabela 12 identifica os resultados das simulações com 12 neurônios artificiais.

Tabela 13 – Erro relativo da rede neural (12 neurônios)

Número de neurônios			12
Iteração	Resultado	Erro (%)	Erro médio (%)
1	10,9169	-43%	36%
	14,1632	16%	
	13,9585	-50%	
2	10,9169	-43%	36%
	14,1632	16%	
	13,9585	-50%	
3	10,9169	-43%	36%
	14,1632	16%	
	13,9585	-50%	

Fonte: Elaborada pelo Autor.

A Tabela 13 traz os resultados com as simulações realizadas com 14 neurônios. Mesmo utilizando um número maior neurônios artificiais o resultado apresenta um erro maior que o a quantidade referência de 13 neurônios. O erro médio é de 31% e esse valor alcança a convergência já na primeira iteração. A condição de convergência é mesma alcançada na utilização de 12 neurônios.

Tabela 14 – Erro relativo da rede neural (14 neurônios)

Número de neurônios			14
Iteração	Resultado	Erro (%)	Erro médio (%)
1	8,1811	-7%	31%
	17,007	-1%	
	17,2919	-86%	
2	8,1811	-7%	31%
	17,007	-1%	
	17,2919	-86%	
3	8,1811	-7%	31%
	17,007	-1%	
	17,2919	-86%	

Fonte: Elaborada pelo Autor.

A análise com 15 neurônios traz resultados que não melhoram na comparação do valor final com o valor inicial. Na primeira iteração a simulação gera um erro médio de 31%. Na segunda iteração a rede se comporta de forma convencional com a melhora nos seus resultados com a geração de um erro médio de 26%. Na terceira e última iteração o resultado acaba sendo pior que na segunda

iteração e aumenta para 33%, pior até que na primeira iteração. O resultado pode não ser convencional, mas acontece com frequência no uso de redes neurais. Aconteceu inclusive o a quantidade referência de 13 neurônios. A Tabela 14 mostra os resultados das iterações com 15 neurônios.

Tabela 15 – Erro relativo da rede neural (15 neurônios)

Número de neurônios			15
Iteração	Resultado	Erro (%)	Erro médio (%)
1	9,4094	-23%	31%
	11,2922	33%	
	12,8051	-37%	
2	8,5601	-12%	26%
	10,2342	39%	
	11,8374	-27%	
3	9,6774	-27%	33%
	11,9131	30%	
	13,4088	-44%	

Fonte: Elaborada pelo Autor.

A Tabela 15 retrata os valores de erro médio para as simulações com uso de 16 neurônios. Diferente de todos os arranjos analisados, os experimentos com 16 neurônios artificiais apresentam a convergência de resultado na primeira e segunda iteração.

Tabela 16 – Erro relativo da rede neural (16 neurônios)

Número de neurônios			16
Iteração	Resultado	Erro (%)	Erro médio (%)
1	7,7383	-2%	25%
	12,2737	27%	
	13,6074	-46%	
2	7,7383	-2%	25%
	12,2737	27%	
	13,6074	-46%	
3	7,448	2%	31%
	10,4045	38%	
	14,1753	-52%	

Fonte: Elaborada pelo Autor.

Depois de resultados idênticos nas duas primeiras simulações os valores sofrem alteração na terceira iteração, inclusive piorando o valor do erro médio de 25% para 31%. Esse tipo de variação após convergência de valores só aconteceu nesse arranjo específico.

6 CONCLUSÕES

O objetivo principal deste trabalho foi o desenvolvimento de um sistema inteligente, para determinar a força de trefilação, tendo os dados experimentais, obtidos pelo dispositivo especialmente desenvolvido para uma máquina de ensaio universal, como entrada.

Grandes dificuldades foram encontradas uma vez que a quantidade de publicações científicas em a respeito do assunto é bastante reduzida. O autor então buscou artigos que relacionassem separadamente a trefilação e a aplicabilidade de redes neurais. Somente dessa forma foi possível construir um estado da arte pertinente ao trabalho.

Os resultados obtidos pela rede neural indicam que este tipo de inteligência artificial, pode ser usado para estimativa dos esforços de trefilação com boa eficiência, boa capacidade de generalização e baixo custo, sem a necessidade de realizar ajustes de forma experimental, a um elevado custo financeiro.

O erro percentual médio de 15% foi satisfatório mostrando que a utilização de redes neurais é eficiente na predição de força de trefilação. Logo, a quantidade de variáveis foi suficiente para encontrar os valores esperado com razoável assertividade. Os valores encontrados levam a crer que o processo de predição por redes neurais poderá ser utilizado em escala industrial com considerável redução de custos em relação a outros processos, principalmente se comparados ao procedimento experimental que tem altos custos de realização.

Ainda como resultados deste trabalho relacionados aos seus objetivos traçados vale ressaltar:

- As variáveis mais relevantes para a determinação da força de trefilação foram definidas ao longo do referencial bibliográfico. Posteriormente na metodologia a definição desses valores foi crucial para a execução das redes neurais;
- O conhecimento a respeito da utilização de redes neurais foi construído ao longo do estudo e na prática no momento das verificações e avaliações. A manipulação dos dados através das redes neurais se mostrou muito favorável para o uso no âmbito acadêmico e possivelmente industrial;
- A definição dos dados experimentais se mostrou essencial para a avaliação das redes. Sem esses valores os resultados encontrados não teriam a

mesma confiabilidade. O experimento é processo indispensável à validação de estudos voltados a simulação numérica;

- A eficiência da utilização de redes neurais pode ser comprovada através desse estudo. Mesmo com um nível de variabilidade muito alto dos dados utilizados a rede neural conseguiu definir um padrão de funcionamento dos dados. Esse padrão corrobora para a versatilidade na utilização de redes neurais para inúmeros seguimentos.

7 PROPOSTAS DE TRABALHOS FUTUROS

Para propostas de trabalhos futuros podem ser definidas estratégias com o objetivo de melhorar a assertividade das redes neurais. Com relação ao experimento podem ser adotados ensaios com a definição das variáveis principais, semi-ângulo, redução de área, fator de atrito. Com a redução na quantidade de variáveis há grande possibilidade na redução do erro médio gerado pelas redes neurais. Outra possibilidade seria o trabalho em função da utilização do semi-ângulo ótimo, logo, os valores experimentais de força de trefilação teriam um padrão de análise mais favorável para as redes neurais. Para o experimento o comparativo entre ensaios com diferentes lubrificantes é uma boa opção para possíveis testes das redes neurais artificiais.

8 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ANDERSON, J.A. **An Introduction to Neural Networks**. Bradford Book, 1995.

AGELET DE SARACIBAR, C.; OÑATE, E. **Modelado Numérico de Processos de Conformado de Láminas Metálicas**. Barcelona, Centro Internacional de Métodos Numéricos em Ingeniería. Cap. 5, pp.5.1-5.80. /Monografia nº 8/,1991.

ALMAKAEEL, Huraish, ALBALAWI, Ahmed, DESAI, Salil. Artificial neural network based framework for cyber nano manufacturing. **Manufacturing Letters**, Greensboro, 2017.

ALTAN, T.; OH, S.I.; GEGEL, H.L. **Metal Forming: Fundamentals and Applications**. Ohio, American Society for Metals – ASM, 1983.

AMINE, Karim El, LARSSON, Joakim, PEJRYD, Lars. Experimental comparison of roller die and conventional wire drawing. **Journal of Materials Processing Tech**, Orebro, n. 257, p. 7-14, 2018.

ASM Handbook. **Properties and Seletion: Nonferrous Alloys and Special Purpose Matrials**, V. 2, 1990

AVITZUR, B. **Metal Forming Processes and Analysis**. Ed. McGraw-Hill,1968.

BACKOFEN, W. A. **Deformation Processing**. Addison-Wesley Publishing Company, p. 227-240, 1972.

BAEK, H. M.; JIN, Y. G.; HWANG, S. K.; IM, Y. T.; SON, II-H.; LEE, D. L. Numerical study on the evolution of surface defects in wire drawing. **Journal of Materials Processing Technology**, Daejeon, n. 212, pp. 776–785, 2012.

BARRETO, J. M., Introdução às Redes Neurais Artificiais. **Anais V Escola Regional de Informática da SBC Regional Sul**, 5 a 10 de maio de 1997. Páginas 41 - 71.

BATHE, K. J. **Finite Element Procedures**. Prentice Hall, New Jersey, pp. 485-641, 1996.

BELYTSCHKO, T. B. **Partitioned and Adaptive Algorithms for Explicit Time Integration. Nonlinear Finite Element Analysis in Structural Mechanics**, pp.572-584, 1979.

BLAKE, D.; DANIELS, M.; SHARVANI, B. Reduction of Product Development Time Using Finite Element Techniques. **SheetMetal'96, Proceeding of the 4th International Conference on Sheet Metal**, ed. H.J.J Kals, B. Sharvani, U.P. Singh e M. Geiger, University of Twente, 1-3 Abril, pp. 171, 1996.

BYON, S. M.; LEE, S. J.; LEE, D. W.; LEE, Y. H.; LEE, Y. Effect of coating material and lubricant on forming force and surface defects in wire drawing process. **Transaction of Nonferrous Metals Society of China**, n. 2, pp. 104-110, Sep. 2010.

CETLIN, P. R.; HELMAN, H. **Fundamentos da Conformação Mecânica dos Metais**. 2ª edição. Belo Horizonte, Editora da Fundação Christiano Ottoni, 1993.

CHAKRABARTY, J. **Theory of Plasticity**. 3.ed. Butterworth-Heinemann, 2006.

CORRÊA, E.C.S. **Aspectos do Encruamento de Metais Previamente Deformados a Frio**. Tese (Doutorado). Escola de Engenharia. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Metalúrgica e de Minas. Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2005.

D'ADDONA, Dorian M., ANTONELLI, Dario. Neural Network Multiobjective Optimization of Hot Forging. **11th CIRP Conference on Intelligent Computation in Manufacturing Engineering**, Ischia, n. 67, p. 498-503, 2017

DIETER, G.E. **Metalurgia Mecânica**. 2. ed., Rio de Janeiro. Guanabara Koogan S.A., 1981.

DIETER, G.E. **Overview of Workability**. In: **Workability Testing Techniques**, (editor) Metals Park, American Society for Metals, pp.1 -19, 1984.

DIXIT, P.M. Dixit, U.S., **Modeling of Metal Forming and Machining Processes by Finite Element and Soft Computing Methods**, Springer, 2008

FILICE, L., AMBROGIO, G., GUERRIERO, F. A multi-objective approach for wire-drawing process. **8th CIRP Conference on Intelligent Computation in Manufacturing Engineering**, Calabria, n. 12, p. 294-299, 2013

FILIPOVIC, M. **Evolution of Artificial Defects During Shape Rolling**. Stockholm, Licentiate Thesis. Royal Institute of Technology. Department of Material Science and Engineering, 2007.

FREEMAN, J.A. SKAURA, D. M. **Neural Networks: Algorithms, Applications, and Programming Techniques**. USA: Addison-Wesley Publishing Company, 1991.

GORNI, Antônio Augusto. Redes Neurais Artificiais - Uma Abordagem revolucionária em Inteligência Artificial. **Revista Microsistemas** edição 133 páginas 14 a 25 e edição 134 páginas 14 a 17, Ano XII, 1993.

GUPTA, Madan M.; RAO, Dandina H. **Neuro-Control Systems**. [S.l.: s.n.] Um volume selecionado reeditado. IEEE Neural Networks Council, Sponsor.

HADDI, A.; IMAD, A.; VEGA, G. Analysis of temperature and speed effects on the drawing stress for improving the wire drawing process. **Materials and Design, Béthune**, n. 32, pp. 4310–4315, 2011.

HAYKIN, Simon. **Neural Networks and Learning Machines**. Third Ed. New York: Pearson Prentice Hall, 2008.

HAYKIN, Simon. **Redes neurais: princípios e prática**. trad. Paulo Martins Engel. 2.ed. Porto Alegre: Bookman, 2001.

HEBB, D.O. **Brain Mechanisms and Learning**. London: J. F. Delafresnaye, 1961.

KASDEKAR, Dinesh Kumar, PARASHAR, Vishal, ARYA, Chandan. Artificial neural network models for the prediction of MRR in Electro-chemical machining. **Materials Today: Proceedings**, n. 5, p. 772-779, 2018.

KOBAYASHI, S., OH, S.I.;ALTAN,T. **Metal Forming and the Finite Method**. Oxford Series on the Advanced Manufacturing . Oxford University Press, 1989.

KOVÁCS, Zsolt L. **Redes Neurais Artificias**. 2ª ed., Cognito, Editora Collegium, 1996.

KURKOVA, Vera. **Kolmogorov's Theorem and Multilayer Neural Networks**. Czechoslovak Academy of Sciences, Neural Networks, Vol. 5, p. 501-506, 1992.

LAKSHMI, A. Anitha, RAO, Ch. Srinivasa, SRIKANTH, M.,FAISAL, K.,FAYAZ, K., PUSPALATHA, Dr. Prediction of mechanical properties of ASS 304 in superplastic region using artificial neural networks. **Materials Today: Proceedings**, Andhra Pradesh, n. 5, p. 3704-3712, 2017

LARSSON, J.; JANSSON, A.; PEJRYD, L. Process monitoring of the wire drawing process using a web camera based MARK vision system. **Journal of Materials Processing Tech**, Orebro, n. 249, p. 512-521, 2017.

LEE, Kyun-Hun, LEE, Sang-Kon, KIM, Byung-Min. Advanced simulation of die wear caused by wire vibrations during wire-drawing process. **Transactions of Nonferrous Metals Society of China**, Busan, n. 22, p. 1723-1731, Feb. 2012.

MAGALHÃES, F.C., **Estudo do Comportamento de Defeitos Superficiais na Trefilação de Barras de Cobre**, Tese (Doutorado). Escola de Engenharia. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica. Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2008.

MAKINOUCI, A., et. Al. Sheet Metal Forming Simulation in Industry. **Journal of Materials Processing Technology**, n. 60, p. 19-26, 1996.

MESGUICH, D.; ARNAUD, C.; LECOUTURIER, F.; FERREIRA, N.; CHEVALLIER, G.; ESTOURNÈS, C.; WEIBEL, A.; JOSSE, C.; LAURENT, C. High strength-high conductivity carbon nanotube-copper wires with bimodal grain size distribution by spark plasma sintering and wire-drawing. **Scripta Materialia**, Toulouse, n. 137. P78-82, 2017.

MIELNIK, E. M. **Metalworking Science and Engineering**. McGraw-Hill, 1991.

MIKOLAJCZYK, T. Predicting tool life in turning operations using neural networks and image processing. **Mechanical Systems and Signal Processing**, Bydgoszcz, n. 104, p. 503-513, Nov. 2017.

MORENO, M.E. **Desenvolvimento e Implementação de Metodologia de Otimização da Geometria do Blank em Processos de Conformação de Chapas Metálicas**. Dissertação (Mestrado). Escola de Engenharia de São Carlos. Universidade de São Paulo, São Paulo, 2000.

OWEN, D. R. J.; HINTON, E. **Finite Elements in Plasticity: Theory and Practice**. Swansea, Pineridge Press, 1986.

PANTEGHINI, Andrea. An analytical solution for the estimation of the drawing force in three dimensional plate drawing processes. **International Journal of Mechanical Sciences**, Brescia, n. 84, p. 147-157, Apr. 2014

PEJRYD, Lars, LARSSON, Joakim, OLSSON, Mikael. Process monitoring of wire drawing using vibration sensing. **Journal of Manufacturing Science and Technology**, Orebro, n. 18, p. 65-74, 2016.

PERTENCE, A.E.M. **Uso de Materiais Modelo para a Simulação da Ductilidade de Metais**. Tese (Doutorado). Escola de Engenharia. Programa de Pós-Graduação

em Engenharia Metalúrgica e de Minas. Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 1994.

REED-HILL, R. E. **Princípios de Metalurgia Física**. 2ª ed. Rio de Janeiro, Guanabara Dois, p. 725, 1981.

TINTELECAN, Marius, SAS-BOCA, Ioana Monica, ILUTIU-VARVARA, Dana-Adriana. The Influence of the Dies Geometry on the Drawing Force for Steel Wires. **Procedia Engineering**, Cluj-Napoca, n. 181, p. 193-199, 2017.

VERPOORT, P.C., MACDONALD, P., CONDUIT, G.J.. Materials data validation and imputation with an artificial neural network. **Computational Materials Science**, Cambridge, n. 147, p. 176-185, 2018

UK CARES, Certification for the Construction Industry. Disponível em: <<http://www.ukcares.com/>>. Acesso em 01 mar. 2018.

WASSERMAN, Philip D. **Neural Computing: Theory and Practice**. New York: Van Nostrand Reinhold, 1989.

WAGONER, R.H.; CHENOT, J. **Fundamentals of Metal Forming**. John Wiley & Sons, pp. 389, 1997.

YANG, Chongqiu.; SHAN, Xiaobiao.; XIE, Tao. A new piezoelectric ceramic longitudinal–torsional composite ultrasonic vibrator for wire drawing. **Ceramics International**, Calabria, n. 41, p. 625-630, apr. 2015.

YOSHIDA, Keila M. **Redes Neurais e suas aplicações em Inteligência Artificial**. Monografia (Graduação) – Universidade de São Paulo, São Paulo, 1996.

ZIENKIEWICZ, O. C. **The Finite Element Method**. 4rd Ed., New York, McGraw-Hill, 1989.