



UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO SEMI-ÁRIDO
PRÓ-REITORIA DE GRADUAÇÃO
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIAS - CARAÚBAS
CURSO DE ENGENHARIA MECÂNICA

KENNED ROSSINO PEREIRA PATRICIO

**UTILIZAÇÃO DE REDES NEURAS ARTIFICIAIS PARA A PREDIÇÃO DE
RUGOSIDADE NO PROCESSO DE TORNEAMENTO CILÍNDRICO EXTERNO DA
LIGA DE ALUMÍNIO 6351**

CARAÚBAS

2018

KENNED ROSSINO PEREIRA PATRICIO

**UTILIZAÇÃO DE REDES NEURAS ARTIFICIAIS PARA A PREDIÇÃO DE
RUGOSIDADE NO PROCESSO DE TORNEAMENTO CILÍNDRICO EXTERNO DA
LIGA DE ALUMÍNIO 6351**

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao
Curso de Engenharia Mecânica da
Universidade Federal Rural do Semiárido,
como requisito para a obtenção do título de
Bacharel em Engenharia Mecânica.

Orientador: Prof. Dr. Rafael Luz Espindola

CARAÚBAS

2018

© Todos os direitos estão reservados a Universidade Federal Rural do Semi-Árido. O conteúdo desta obra é de inteira responsabilidade do (a) autor (a), sendo o mesmo, passível de sanções administrativas ou penais, caso sejam infringidas as leis que regulamentam a Propriedade Intelectual, respectivamente, Patentes: Lei nº 9.279/1996 e Direitos Autorais: Lei nº 9.610/1998. O conteúdo desta obra tomar-se-á de domínio público após a data de defesa e homologação da sua respectiva ata. A mesma poderá servir de base literária para novas pesquisas, desde que a obra e seu (a) respectivo (a) autor (a) sejam devidamente citados e mencionados os seus créditos bibliográficos.

P314 Patricio, Kenned Rossino Pereira.
 UTILIZAÇÃO DE REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS PARA
 A PREDIÇÃO DE RUGOSIDADE NO PROCESSO DE
 TORNEAMENTO CILÍNDRICO EXTERNO DA LIGA DE
 ALUMÍNIO 6351 / Kenned Rossino Pereira Patricio. -
 2018.
 67 f. : il.

 Orientador: Rafael Luz Espindola.
 Monografia (graduação) - Universidade Federal
 Rural do Semi-árido, Curso de Engenharia
 Mecânica, 2018.

 1. Acabamento superficial. 2. Predição. 3. RNA.
 4. Usinagem. I. Espindola, Rafael Luz , orient.
 II. Título.

O serviço de Geração Automática de Ficha Catalográfica para Trabalhos de Conclusão de Curso (TCC's) foi desenvolvido pelo Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação da Universidade de São Paulo (USP) e gentilmente cedido para o Sistema de Bibliotecas da Universidade Federal Rural do Semi-Árido (SISBI-UFERSA), sendo customizado pela Superintendência de Tecnologia da Informação e Comunicação (SUTIC) sob orientação dos bibliotecários da instituição para ser adaptado às necessidades dos alunos dos Cursos de Graduação e Programas de Pós-Graduação da Universidade.

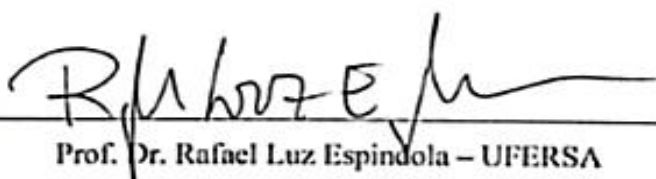
KENNED ROSSINO PEREIRA PATRICIO

**UTILIZAÇÃO DE REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS PARA A PREDIÇÃO DE
RUGOSIDADE NO PROCESSO DE TORNEAMENTO CILÍNDRICO EXTERNO DA
LIGA DE ALUMÍNIO 6351**

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao
Curso de Engenharia Mecânica da
Universidade Federal Rural do Semiárido,
como requisito para a obtenção do título de
Bacharel em Engenharia Mecânica.

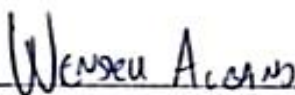
APROVADA EM: 17/09/2018

BANCA EXAMINADORA



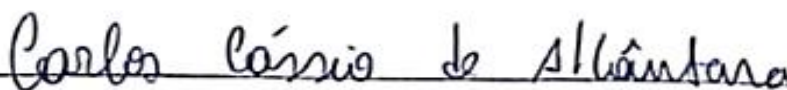
Prof. Dr. Rafael Luz Espindola – UFERSA

Presidente



Prof. Msc. Wendell Albano – UFERSA

Primeiro Membro



Prof. Msc. Carlos Cássio de Alcântara – UFERSA

Segundo Membro

Dedico esse trabalho a minha família, pois
nunca mediram esforços para minha educação.
Sou grato pelo amor, incentivo e compreensão.

AGRADECIMENTOS

Ao Deus da minha vida, que mesmo sendo eu pó, esteve comigo quando sozinho não pude ficar de pé.

A minha mãe Dalila Pereira Patricio, pela inspiração de força e coragem para criar seus filhos e nunca medir esforços para que a gente fosse feliz.

Aos meus irmãos Kainara Patrícia e Kairon Jarbas pelo companheirismo e por sempre acreditarem em mim.

A equipe Calango Voador Aerodesign e Engrenagem Júnior por serem alicerce da minha formação profissional.

Ao meu professor orientador Rafael Luz Espindola pela atenção, incentivo e principalmente coragem para o desenvolvimento deste trabalho.

Aos professores Wendell Albano e Carlos Cássio de Alcântara pelas contribuições da construção desse trabalho.

Ao meu amigo Gleidson Leite, pela colaboração e incentivo no desenvolvimento deste trabalho.

Aos técnicos de laboratório Samir Adson e Euclides Moreira pelo auxílio nas atividades práticas.

Aos meus companheiros de lutas diária na qual pude compartilhar, não só conhecimento acadêmico, mais para vida.

Enfim, a todos que estiveram ao longo da minha trajetória, me apoiando, incentivando e aconselhando para que pudesse chegar até aqui. Muito obrigado!

Talvez não tenha conseguido fazer o melhor,
mas lutei para que o melhor fosse feito. Não sou
o que deveria ser, mas Graças a Deus, não sou
o que eu era antes

Martin Luther King

RESUMO

A usinagem é reconhecidamente o processo de fabricação mais popular do mundo e a rugosidade é um parâmetro muito importante, que está associado a qualidade superficial e ao comportamento de peças mecânicas em consequência de interação ferramenta/peça. A rugosidade é resultado de um conjunto de fatores como a vibração, geração de calor, material da ferramenta e peça utilizada, parâmetros de corte e entre outros. A diversidade de variáveis independentes associadas culmina em infinitas possibilidades de acabamento superficial. Assim, o presente trabalho tem como objetivo estimar os valores da rugosidade média (R_a) geradas no processo de torneamento cilíndrico externo da liga de alumínio 6351 através de redes neurais artificiais, onde as RNAs são estruturas capazes de captar com eficiência as não linearidades entre entradas e saídas de um dado problema. Foi considerado como variáveis de entrada da rede a velocidade de corte, o avanço da ferramenta e a condição de corte a seco ou com abundância de fluido de corte. A rede foi criada, simulada e validada utilizando recurso disponível no software matlab. O banco de dados para treinamento foi obtido a partir de experimentação das variações dos parâmetros de entrada. Dentre os modelos estudados, os resultados apontaram que a topologia 3 – 2 – 2 – 1 apresentou a melhor capacidade de estimação para R_a mostrando a eficiência da técnica de modelagem da rugosidade por RNA.

Palavras-Chaves: Acabamento superficial. Predição. RNA. Usinagem.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Neurônio biológico	20
Figura 2 – Modelo matemático de uma RNA	21
Figura 3 – Representação das redes com camada única	24
Figura 4 – Representação das redes com camada múltiplas	25
Figura 5 – Representação das redes recorrentes	26
Figura 6 – Metodologia do aprendizado de RNA	26
Figura 7 – Regra de parada antecipada baseada na validação cruzada	27
Figura 8 – Principais tipos de torneamento	29
Figura 9 – Movimentos de corte no torneamento	30
Figura 10 – Torneamento cilíndrico externo	31
Figura 11 - Fatores que influenciam a rugosidade	33
Figura 12 – Representação esquemática das ondulações e da rugosidade	34
Figura 13 – Princípio de funcionamento de um rugosímetro	35
Figura 14 – Componentes de um instrumento de medição de rugosidade	35
Figura 15 – Distorção do perfil devido às dimensões da ponta do apalpador	36
Figura 16 – Rugosidade média	37
Figura 17 – Rugosidade média parcial	40
Figura 18 – Rugosidade máxima	40
Figura 19 – Diferentes perfis de superfície	41
Figura 20 – Rugosidade total	42
Figura 21 – Metodologia para o desenvolvimento de um modelo de estimação da rugosidade	43
Figura 22 – Desenho do corpo de prova utilizado nos experimentos	45
Figura 23 – Avaliação da superfície	47
Figura 24 – Topologia das redes empregadas	48
Figura 25 – Corpo de prova	51
Figura 26 – Tipo de cavaco obtido	53
Figura 27 – Dispersão entre a R_a experimental e estimada	58

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 – Resultados dos experimentos	52
Gráfico 2 – Resultados de Ra experimentais e estimados pela RNA 3 – 2 – 1	54
Gráfico 3 – Resultados de Ra experimentais e estimados pela RNA 3 – 2 – 2 – 1	54
Gráfico 4 – Resultados de Ra experimentais e estimados pela RNA 3 – 3 – 1	55
Gráfico 5 – Resultados de Ra experimentais e estimados pela RNA 3 – 3 – 3 – 1	55
Gráfico 6 – Resultados de Ra experimentais e estimados pela RNA 3 – 6 – 1	55
Gráfico 7 – Resultados de Ra experimentais e estimados pela RNA 3 – 6 – 6 – 1	56
Gráfico 8 – Resultados de Ra experimentais e estimados pela RNA 3 – 7 – 1	56
Gráfico 9 – Resultados de Ra experimentais e estimados pela RNA 3 – 7 – 7 – 1	56
Gráfico 10 – Evolução do EMQ durante a fase de treinamento da rede	57
Gráfico 11 – Comparativo entre Ra experimental e a rede 5-10-10-1	59

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Tipos de funções de ativação utilizadas em redes neurais artificiais	23
Quadro 2 – Comprimentos de amostragem em função da rugosidade	38
Quadro 3 – Níveis de fatores controláveis utilizados	44
Quadro 4 – Composição química média da liga de alumínio 6351	44
Quadro 5 – Planejamento experimental	46
Quadro 6 – Resultados experimentais	52
Quadro 7 – Resultados de rugosidade média para todas as condições de ensaios	57
Quadro 8 – Resultados da validação da rede 5-10-10-1	59

LISTA DE SÍMBOLOS

j	Sinapse
x_j	Sinal de entrada da sinapse j
k	Neurônio
$w_{k,j}$	Peso sináptico
u_k	Saída do combinador linear devido aos sinais de entrada
b_k	Bias do neurônio k
v_k	Combinação linear
y_k	Sinal de saída do neurônio k
φ	Função de ativação
v_c	Velocidade de corte
v_f	Velocidade de avanço
v_e	Velocidade efetiva de corte
$\vec{v}_c$	Velocidade de corte em notação vetorial
$\vec{v}_f$	Velocidade de avanço em notação vetorial
$\vec{v}_e$	Velocidade efetiva de corte em notação vetorial
d	Diâmetro da peça
n	Número de rotações
f	Avanço
a_p	Profundidade de corte
r_ϵ	Raio de ponta da ferramenta
Z	Deslocamento vertical do apalpador
R_a	Rugosidade média
R_z	Rugosidade média parcial
R_y	Rugosidade máxima
R_t	Rugosidade total
y_i	Ordenadas de afastamento
l_m	Comprimento de medição
l_e	Comprimento de amostragem ou cutoff
Z_i	Rugosidade parcial
p_j	Valor estimado pela RNA

t_j	Valor prático obtido por experimentação
$\bar{p}_j$	Média dos valores estimados pela RNA
$\bar{t}_j$	Média dos valores obtidos por experimentação.
r	Coeficiente de correlação
n	Número de entradas na rede

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	16
2	OBJETIVO	18
2.1	OBJETIVO GERAL	18
2.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS	18
3	REFERENCIAL TEÓRICO	19
3.1	REDES NEURAIS ARTIFICIAS	19
3.1.1	Neurônio biológico	19
3.1.2	Modelagem Artificial do Neurônio.....	21
3.1.3	Funções de ativação	22
3.1.4	Arquitetura	24
3.1.5	Aprendizado	26
3.2	USINAGEM.....	28
3.2.1	Torneamento	28
3.2.2	Grandezas físicas no torneamento	29
3.3	RUGOSIDADE.....	32
3.3.1	Medição de Rugosidade.....	34
3.3.2	Parâmetros de rugosidade	37
3.3.2.1	Rugosidade média.....	37
3.3.2.2	Rugosidade média parcial.....	39
3.3.2.3	Rugosidade máxima.....	40
3.3.2.4	Rugosidade Total.....	41
4	METODOLOGIA	43
4.1	DEFINIÇÃO DO PROBLEMA.....	43
4.2	COLETA E ANÁLISE DOS DADOS.....	44
4.2.1	Corpo de prova.....	44
4.2.2	Planejamento experimental.....	45
4.2.3	Medição de rugosidade.....	46
4.3	SELEÇÃO E AJUSTE DO MODELO	47
4.4	VALIDAÇÃO DO MODELO	49
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES	51
5.1	RESULTADOS EXPETIMENTAIS	51
5.2	SELEÇÃO E AJUSTE DO MODELO	54

5.3	VALIDAÇÃO DO MODELO	58
6	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	60
	REFERÊNCIAS	61
	APÊNDICE A	66

1 INTRODUÇÃO

Para a obtenção de produtos confeccionados através do processo de usinagem, que atendam ao nível de produtividade exigido pelo mercado atual, deve-se, ainda na fase de planejamento de usinagem, otimizar vários fatores determinantes na produtividade, como ferramental, material, parâmetros de usinagem, entre outros.

Existem dois problemas fundamentais que os engenheiros enfrentam em processos de fabricação. O primeiro é determinar os parâmetros que irão assegurar a qualidade desejada do produto final, e o segundo é maximizar o desempenho do sistema de fabricação utilizando os recursos disponíveis (BENARDOS E VOSNIAKOS, 2003).

Estes fatores mostram-se relevantes, uma vez que, além do enfoque econômico envolvido na busca por materiais que possuam melhor relação de custo-benefício, existe a preocupação ambiental, com interesse no desenvolvimento de processos que minimizem o consumo de energia.

O processo de usinagem é caracterizado por ser essencialmente prático e apresenta diversas variáveis correlacionadas que dificulta a definição dos indicadores que se referem a qualidade da operação.

Black (1995) pontua algumas das causas que promovem imprevisibilidade da usinagem. Como primeiro aspecto é apontado a restrição oferecida pela ferramenta de corte no processo de deformação plástica que, acrescido das altas taxas de deformação e da grande variedade de opções para os parâmetros de entrada, culminam em infinitas possibilidades de acabamento superficial.

De acordo com Shaw (1984), não existem métodos que contemplem com exatidão a determinação do desempenho e de parâmetro associados ao corte dos metais.

Já Machado et al. (2009), apontam três maneiras de tratar a complexidade do problema: a primeira alternativa é pela experiência adquirida ao longo do tempo de trabalho, que possibilita fazer comparações aproximadas; a segunda por meio de experimentação, técnica mais onerosa, demorada e que impossibilita generalizações, compreendendo apenas a uma determinada situação; e, finalmente, por meio de modelos matemáticos e avançados modelos numéricos.

Vale ressaltar que individualmente nenhuma das metodologias apresentadas tem a capacidade de encontrar soluções pertinentes, recomendando-se assim a associação de mais de uma ou até mesmo todas as abordagens.

A justificativa para a realização deste trabalho surge a partir das necessidades enfrentadas pela indústria manufatureira em que é indispensável a eficiência econômica, bem como a utilização de técnicas que tem por objetivo a otimização e simplificação de processos.

A partir do contexto apresentado e da problemática discorrida, oportuniza-se o estudo da aplicação de um ramo dentro da inteligência artificial, chamada redes neurais artificiais (RNAs) para a predição do acabamento superficial através da modelagem da rugosidade.

2 OBJETIVO

2.1 OBJETIVO GERAL

Analisar o potencial das redes neurais artificiais para predição da rugosidade superficial na liga de alumínio 6351 em decorrência do processo de torneamento cilíndrico externo.

2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Para atingir o objetivo geral da pesquisa, são propostos os seguintes objetivos específicos:

- Criar um banco de dados para treinamento da rede por meio de experimentos;
- Comparar o desempenho de predição de rugosidade da RNA com a rugosidade experimental;
- Validar a RNA por meio de experimentos;
- Verificar e discorrer sobre a influência dos parâmetros de corte para o processo estudado.

3 REFERENCIAL TEÓRICO

O capítulo refere-se à fundamentação teórica sobre o tema do trabalho. Neste capítulo será apresentado os aspectos gerais sobre as redes neurais artificiais, o processo de torneamento e sobre a rugosidade com parâmetro associado a qualidade superficial.

3.1 REDES NEURAIAS ARTIFICIAS

De acordo com o Hübner (2016), a primeira tentativa de modelar artificialmente um neurônio biológico foi feita por McCulloch e Pitts (1943). Este trabalho pioneiro se concentrou muito mais em descrever um modelo artificial de um neurônio e apresentar suas capacidades computacionais, que propriamente apresentar técnicas de aprendizado.

Uma Rede Neural Artificial (RNA), que também é encontrada na literatura nomeada como neurocomputadores, redes conexionistas ou processadores paralelamente distribuídos, está inserida em um contexto maior denominado inteligência artificial.

Braga, Carvalho e Ludermit (2000), definem RNAs como sistemas paralelos distribuídos, compostos por unidades de processamento simples (nodos) que calculam determinadas funções matemáticas (normalmente não lineares).

Segundo Haykin (2001), as RNAs são algoritmos cujo funcionamento é inspirado no cérebro humano, e que são projetados para modelar de maneira em que os neurônios realizam uma tarefa em particular ou uma função de interesse.

A utilização de RNAs vem sendo aplicada no reconhecimento de padrões, processamento de imagens, modelagem empírica, otimização, sistemas de controle, diagnósticos médicos e processamento de dados.

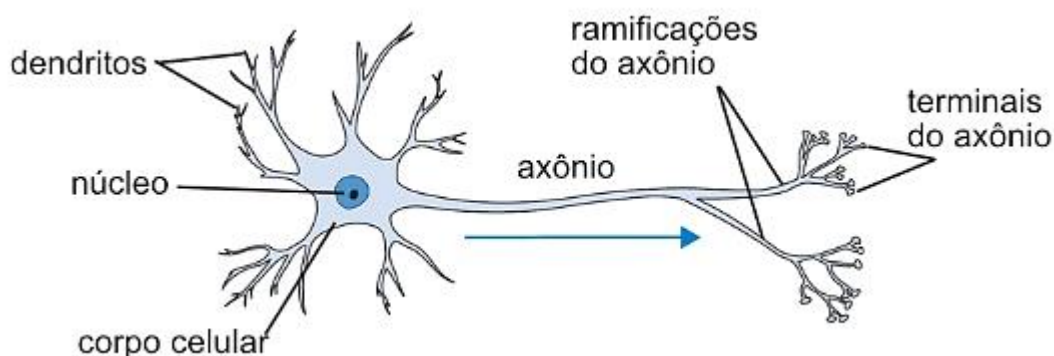
3.1.1 Neurônio biológico

O cérebro humano contém em torno de 10^{11} neurônios, sua célula fundamental. Cada um destes neurônios processa informações sinápticas e se comunica com milhares de outros continuamente e em paralelo. A estrutura individual dos nodos (conexões de neurônios), a topologia de suas conexões e o comportamento conjunto destes nodos naturais forma a base para o estudo das RNAs (NASCIMENTO E YONEYAMA, 2000).

É possível encontrar diversos tipos de neurônios. Cada um apresenta uma função, forma e localização específica. Os principais componentes de um neurônio de qualquer tipo são o

corpo de neurônio (conhecido como soma), os dendritos e o axônio. A Figura 1 ilustra a morfologia de um neurônio, apresentando seus principais componentes.

Figura 1 – Neurônio biológico



Fonte: Bezerra (2016)

O corpo do neurônio mede de 5 a 10 μm de diâmetro e contém o núcleo da célula onde é realizada a maioria das atividades bioquímicas (como síntese de enzimas) para manter sua vida, já os dendritos são seus prolongamentos e atuam como receptores dos sinais provenientes de outros neurônios, os mesmos também formam uma estrutura que se espalha em torno de seu corpo denominada árvore dendrítica humano.

O axônio se prolonga a partir do corpo do neurônio e forma uma estrutura com muitos ramos em forma de árvore no seu fim. O axônio também atua como canal de saída e transmissão (BRAGA, CARVALHO e LUDERMIR, 2000).

Haykin (2001), define a sinapse como a conexão do final de um dos ramos do axônio ao dendrito de um neurônio. Ressalta-se que existe um pequeno espaço entre eles denominado fenda sináptica caracterizando uma conexão não física, mas sim eletroquímica.

Quando o corpo do neurônio gera atividade elétrica na forma de pulsos de voltagem, denomina-se potencial de ação, que é transportado pelo axônio até as sinapses, onde certas moléculas (neurotransmissores) são liberadas e atravessam a fenda sináptica, modificando o potencial da membrana do dendrito (BRAGA, CARVALHO e LUDERMIR, 2000).

Os sinais recebidos pelos dendritos de vários neurônios se propagam até o corpo do neurônio onde ocorre a soma desses vários sinais recebidos. Caso a soma dentro de um pequeno intervalo de tempo for maior que certo limite, o corpo do neurônio gera um potencial de ação que é transmitido pelo axônio aos outros neurônios (BRAGA, CARVALHO e LUDERMIR, 2000).

3.1.2 Modelagem Artificial do Neurônio

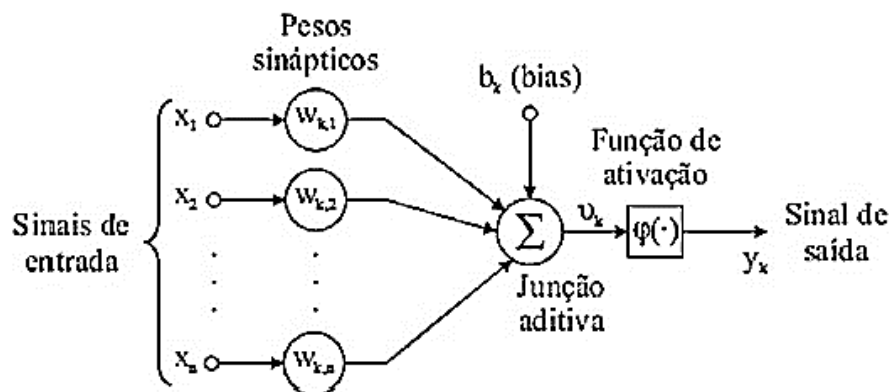
Uma RNA se assemelha ao cérebro humano em dois aspectos: o conhecimento é adquirido pela rede a partir de seu ambiente através de um processo de aprendizagem; e as forças de conexão entre neurônios, denominados como pesos sinápticos, são utilizados para armazenar o conhecimento adquirido.

Segundo Haykin (2001), existem três elementos estruturantes que compõe um modelo neural, sendo eles:

- Um conjunto de sinapses, sendo que cada sinapse é caracterizada por um “peso”.
- Um somador, que efetua a soma dos sinais de entrada; cada entrada é ponderada pela respectiva sinapse do neurônio.
- Uma função de ativação (sendo às vezes também referida como função restritiva), que limita a amplitude da saída de um neurônio a um valor finito.

Independente da complexidade da aplicação, a RNA é baseada em um modelo simplificado de neurônio, formado por uma matriz de pesos e tendências em conexão com uma função de transferência, como apresentado na Figura 2.

Figura 2 – Modelo matemático de uma RNA



Fonte: Haykin (2001)

A partir da Figura 2, observa-se que um sinal x_j na entrada da sinapse $j = \{1, 2, \dots, n\}$ conectado ao neurônio k é multiplicado pelo peso sináptico $w_{k,j}$ (o primeiro índice do peso sináptico (k) refere-se ao neurônio em questão e o segundo (j) refere-se ao terminal de entrada da sinapse à qual o peso se refere). Onde u_k é a saída do combinador linear devido aos sinais

de entrada, que pode ser obtida através da Equação 3.1 (BRAGA, CARVALHO e LUDERMIR, 2000).

$$u_k = \sum_{j=1}^n w_{k,j} x_j \quad (3.1)$$

De acordo com Haykin (2001), o modelo inclui bias (b_k), aplicado externamente com a função de aumentar (caso seu valor seja positivo) ou diminuir (caso seja negativo) a entrada líquida da função de ativação. As bias são um parâmetro do neurônio k e seu uso tem o efeito de aplicar uma transformação afim na saída u_k da combinação linear, como mostra a Equação 3.2.

$$v_k = u_k + b_k \quad (3.2)$$

Matematicamente, um neurônio k pode ser descrito pela Equação 3.3, onde φ é a função de ativação e y_k é o sinal de saída do neurônio.

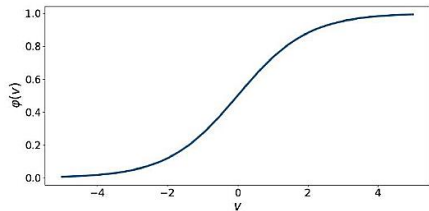
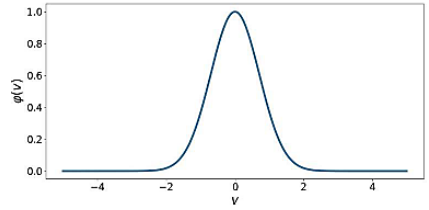
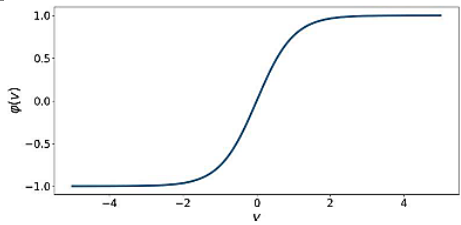
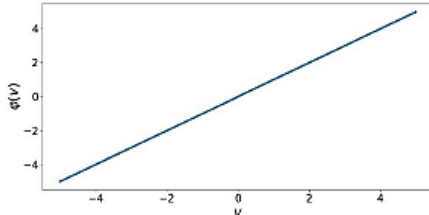
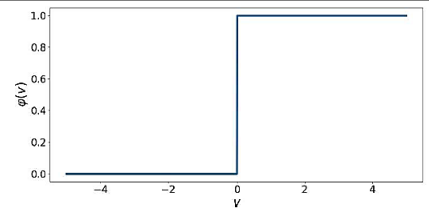
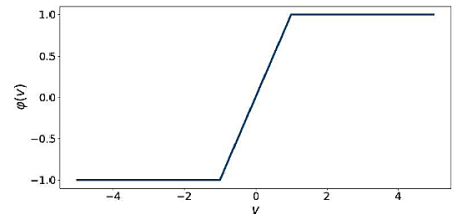
$$y_k = \varphi(v_k) \quad (3.3)$$

3.1.3 Funções de ativação

A função de ativação de cada neurônio tem por objetivo processar o potencial de ativação e transformá-lo em um sinal de saída. A partir do modelo proposto por McCulloch e Pitts (1943), ou modelo MCP, foi possível produzir outros tipos de funções de ativação com o intuito de retirar essa restrição fazendo com que a saída do neurônio não seja necessariamente 0 ou 1 (FAVAN, 2015; SILVA, 2018).

O trabalho de Ludwig Junior e Montgomery (2007) apresenta as principais funções de ativação utilizadas por RNA, a Quadro 1 mostra a nomenclatura, expressões matemática e representações gráficas das funções.

Quadro 1 - Tipos de funções de ativação utilizadas em redes neurais artificiais

Função de ativação	Expressão matemática	Representação Gráfica
Sigmoide	$\varphi(v_k) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha v_k}}$	
Gaussiana	$\varphi(v_k) = e^{-v_k^2}$	
Tangente Hiperbólica	$\varphi(v_k) = \tanh(v_k)$	
Linear	$\varphi(v_k) = \alpha v_k$	
Degrau	$\varphi(v) = \begin{cases} \gamma & \text{se } v \geq 0 \\ 0 & \text{se } v < 0 \end{cases}$	
Rampa simétrica	$\varphi(v) = \begin{cases} \gamma & \text{se } v > \gamma \\ v & \text{se } -\gamma \leq v \leq +\gamma \\ -\gamma & \text{se } v < -\gamma \end{cases}$	

Fonte: Silva (2018)

A função sigmoide ou sigmoidal dentre as citadas anteriormente, é uma das mais utilizadas no desenvolvimento das redes neurais devido ao seu comportamento não linear. Cocolo (2015) descreve que as funções de ativação são classificadas em relação a sua

diferenciabilidade, em que as parcialmente diferenciáveis, são aquelas que possuem pontos cuja derivada de primeira ordem é inexistente e as totalmente diferenciáveis, são aquelas cujas derivadas de primeira ordem existem em todos os pontos do seu domínio.

3.1.4 Arquitetura

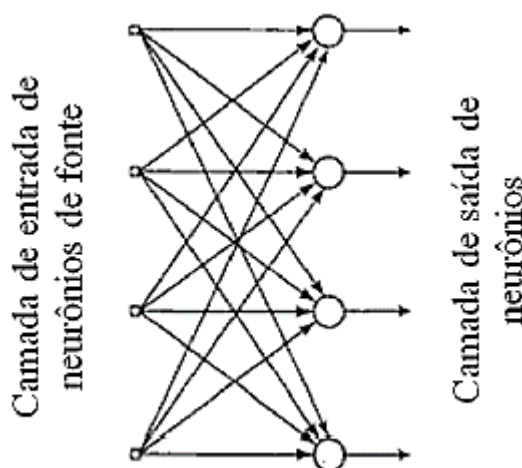
Os principais parâmetros que compõe uma RNA são o número de camadas, o número de neurônios em cada camada, o tipo de conexão entre os neurônios e a sua topologia. Para se formar uma RNA é necessário ter uma ou mais camadas, que contenham um ou mais neurônios interligados por sinapses (LUDWIG JUNIOR E MONTGOMERY, 2007; SILVA, 2018).

Dentro da literatura disponível sobre o assunto, é possível observar a existência de três tipos de topologias de rede diferentes, em que cada tipo de rede serve para solucionar um tipo de problema, dessa forma, sendo classificadas como redes de camada única, múltiplas camadas e recorrentes.

Redes alimentadas por camada única, são as que apresentam configuração mais simples, pois existe uma única camada de entrada (nós) onde a mesma está projetada sobre uma camada de saída de neurônios. A sua alimentação ocorre de forma acíclica, ou seja, a camada de saída não está projetada sobre a camada de entrada, pois a camada de entrada é uma camada de nós de fonte, onde não é realizado qualquer computação (HÜBNER, 2016).

Segundo Braga, Carvalho e Ludermir (2000), as redes que apresentam uma única camada, servem para resolver problemas linearmente separáveis. A representação desse tipo de rede é mostrada na Figura 3.

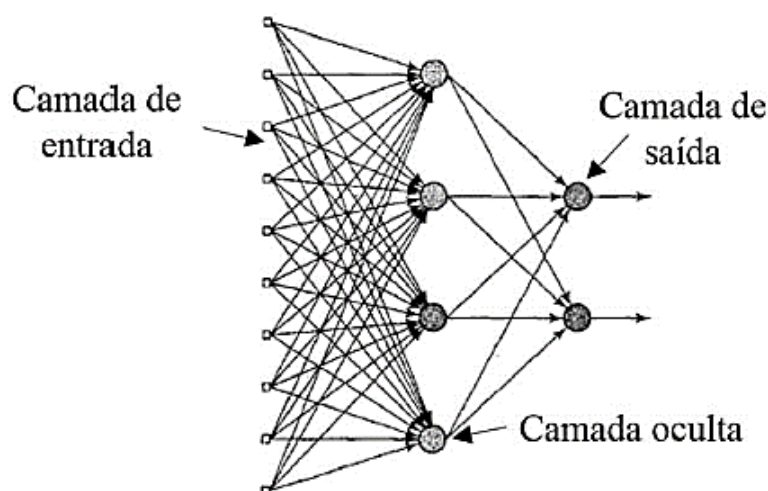
Figura 3 – Representação das redes com camada única



Fonte: Hübner (2016)

Redes alimentadas por camadas múltiplas, se diferenciam pela presença de uma ou mais camadas ocultas, ou também denominadas intermediárias. Os nós da camada de entrada da rede fornecem os sinais de entrada aos neurônios na segunda camada (a primeira camada oculta) e os sinais de saída da segunda camada são utilizados como entradas na terceira camada. Este procedimento persiste até a camada de saída da rede (HÜBNER, 2016). A representação desse tipo de rede é mostrada na Figura 4.

Figura 4 – Representação das redes com camada múltiplas



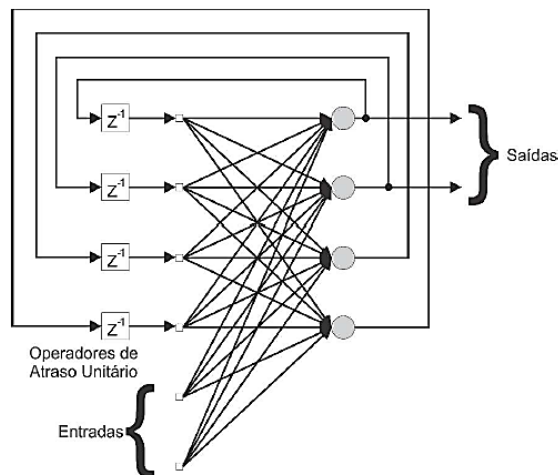
Fonte: Hübner (2016)

De acordo com Cocolo (2015), esse tipo de arquitetura possibilita um melhor treinamento e a capacidade de se extrair estatísticas de ordem mais elevada, viabiliza assim, resolver problemas que não são linearmente separáveis. Fator esse justificado pela existência de uma maior interação entre os neurônios.

Uma rede neural recorrente tem como particularidade possuir pelo menos um laço de realimentação, ou seja, o sinal de saída de um neurônio serve como entrada para a mesma camada, uma camada anterior ou entre camadas alternadas. A presença de laços de realimentação tem um impacto benéfico na capacidade de aprendizagem da rede e no seu desempenho (HÜBNER, 2016).

Segundo Haykin (2001), os laços de realimentação envolvem o uso de ramos particulares compostos de elementos de atraso único, fazendo com que a rede tenha um comportamento não linear. Sendo mais apropriadas para resolver problemas que envolvam processamento temporal. A representação desse tipo de rede é mostrada na Figura 5.

Figura 5 – Representação das redes recorrentes



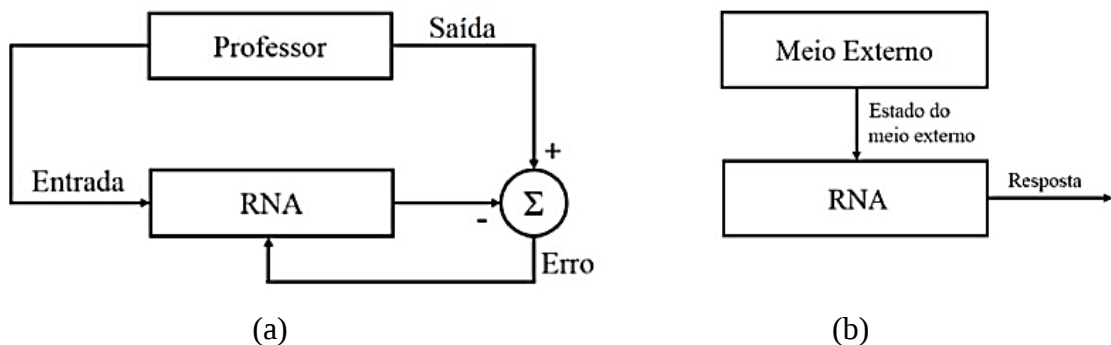
Fonte: Silva (2018)

3.1.5 Aprendizado

Segundo Braga, Carvalho e Ludermir (2000), o propósito da aprendizagem é determinar a intensidade das conexões entre os neurônios em uma RNA, sendo que diversos métodos para treinamento foram desenvolvidos, em que é possível agrupá-los em duas estruturas principais: aprendizado supervisionado e aprendizado não supervisionado.

Segundo Nascimento e Yoneyama (2000), no aprendizado supervisionado (Figura 6a), a rede possui um “professor” que possui conhecimento a respeito de determinado ambiente. Dessa forma, quando a rede recebe uma informação deste ambiente, o “professor” fornece juntamente a resposta esperada para determinado estímulo.

Figura 6 – Metodologia do aprendizado de RNA



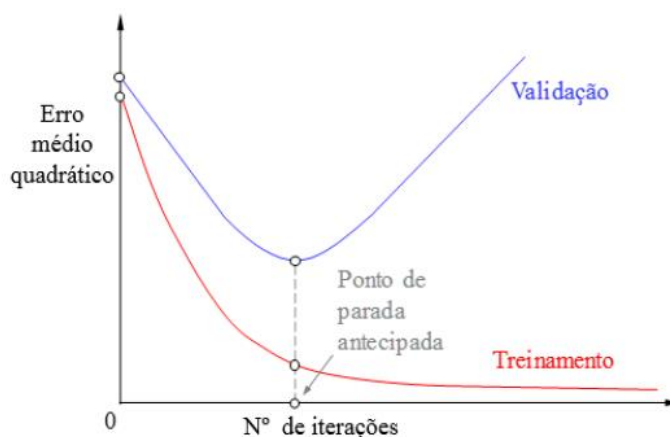
Fonte: Braga, Carvalho e Ludermir (2000)

Hübner (2016), descreve e ilustra a Figura 6a, em que a rede com aprendizado supervisionado utiliza como orientação para o ajuste dos pesos sinápticos um sinal de erro gerado pela discrepância entre a saída esperada (fornecida pelo “professor”) e a saída obtida (calculada). A cada par entrada-saída esperada apresentada à rede, um sinal de erro é gerado e os pesos sinápticos são ajustados de forma a minimizar o erro de saída da rede.

Em RNAs em que o aprendizado não é supervisionado (Figura 6b), Braga, Carvalho e Ludermir (2000) descrevem que não existe um “professor” externo para supervisionar o processo de aprendizado, fazendo com que haja um agrupamento de dados, pois a rede neural extrai informações somente dos padrões de entrada sem a necessidade de uma resposta desejada.

Uma das dificuldades no desenvolvimento de uma RNA é determinar o melhor ponto de parada de treinamento, em que o erro de treinamento inicia com um valor alto, decresce rapidamente e em seguida diminui lentamente, tendendo a atingir um mínimo local na superfície do erro (Figura 7) (HAYKIN, 2001; HÜBNER, 2016).

Figura 7 – Regra de parada antecipada baseada na validação cruzada



Fonte: Haykin (2001)

A determinação de um ponto de parada de treinamento que apresente a melhor capacidade de generalização da rede, utiliza-se a técnica da regra de parada antecipada, com base na validação cruzada. Segundo Hübner (2016), a validação cruzada é uma técnica estatística usada para validar o modelo obtido durante a fase de treinamento da rede utilizando um conjunto diferente de dados dos quais foi utilizado durante o treinamento

O método consiste em acompanhar a evolução do aprendizado nas curvas correspondentes aos subconjuntos de dados de treinamento e de validação, desta maneira, o

treinamento é interrompido quando a curva de validação decresce a um erro mínimo e antes de começar a crescer, conforme o treinamento continua.

3.2 USINAGEM

Machado *et al.* (2009) definem usinagem como um processo de fabricação que tem como objetivo dar forma, dimensões e acabamento a peças através da remoção de cavaco. Em que o cavaco pode ser entendido como a porção de material removido pela ferramenta, caracterizado por apresentar forma geométrica irregular.

A usinagem é reconhecidamente o processo de fabricação mais popular do mundo, transformando em cavacos algo em torno de 10% de toda a produção de metais e empregando dezenas de milhões de pessoas (TRENT, 1985).

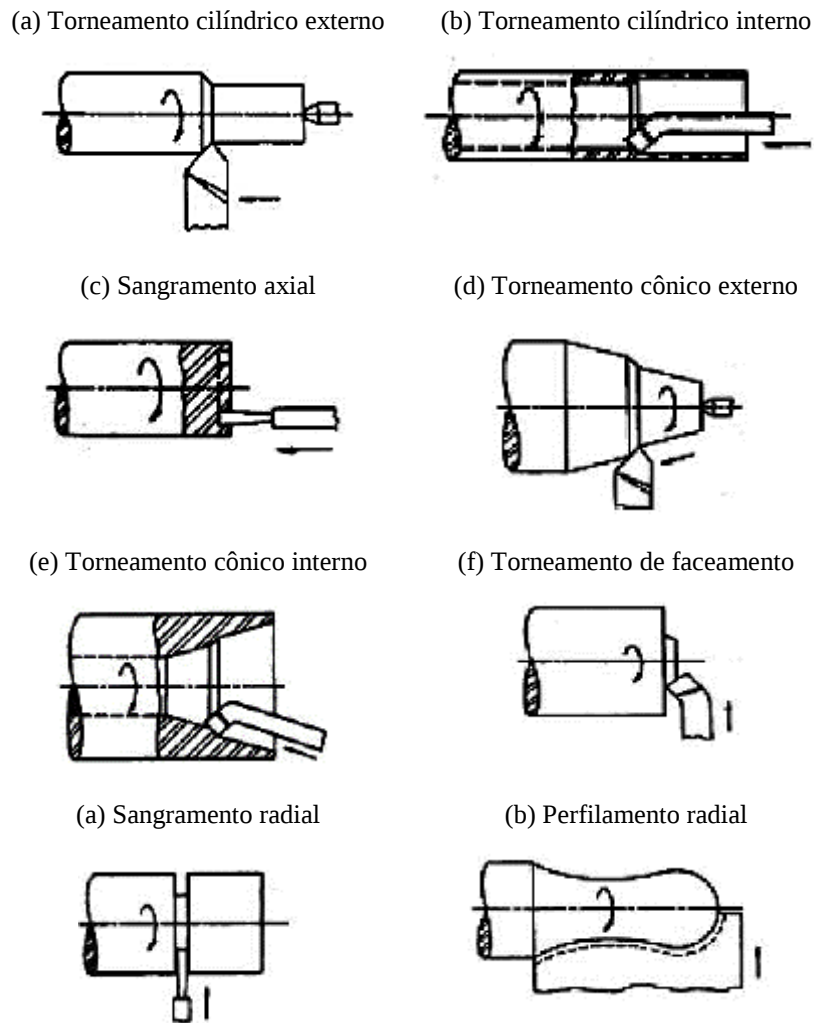
Existe uma grande diversidade de operações de usinagem convencionais e não convencionais. As operações convencionais ocorrem com ferramentas de geometria definida, dos quais são possíveis citar o torneamento, fresamento, furação, aplainamento, mandrilamento e brochamentos, sendo possível salientar que todos esses procedimentos apresentam suas diversidades e particularidades. No presente trabalho o torneamento será o objeto de estudo.

3.2.1 Torneamento

De acordo com Diniz, Marcondes e Coppini (2013), o torneamento é um processo mecânico de usinagem destinado a obtenção de superfícies de revolução com o auxílio de uma ou mais ferramentas monocortantes, em que a peça gira em torno do eixo principal de rotação da máquina e a ferramenta se desloca simultaneamente segundo uma trajetória coplanar com o eixo referido.

Esta operação ainda pode também ser dividida em operações mais específicas. Ferraresi (2006) sugere as seguintes classificações que são mostradas na Figura 8.

Figura 8 – Principais tipos de torneamento



Fonte: Ferraresi (2006)

3.2.2 Grandezas físicas no torneamento

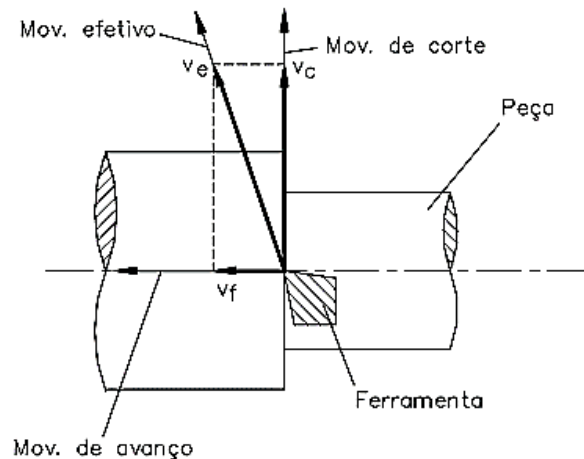
O princípio de funcionamento das máquinas ferramentas para obter a superfície desejada é providenciar um movimento relativo apropriado entre a peça e a ferramenta, escolhida adequadamente (MACHADO *et al.*, 2009).

A definição das grandezas físicas que estão associados ao corte no processo de usinagem é de extrema importância, dessa forma serão apresentados seus principais aspectos a partir da NBR 6162, que descreve a terminologia dos movimentos, velocidades associadas e as relações geométricas na usinagem dos metais.

Os conceitos que serão apresentados se referem a um ponto genérico da aresta cortante (gume), adotando-se como ponto de referência. Nas ferramentas de barra, esse ponto é fixado na parte da aresta cortante próxima à ponta da ferramenta (MACHADO *et al.*, 2009).

Os movimentos nas operações de usinagem podem ser classificar de duas formas: os que causam diretamente a saída de cavaco; e os que não tomam parte diretamente na sua retirada. A Figura 9 ilustra os movimentos que causam diretamente a retirada do cavaco no processo de torneamento.

Figura 9 – Movimentos de corte no torneamento

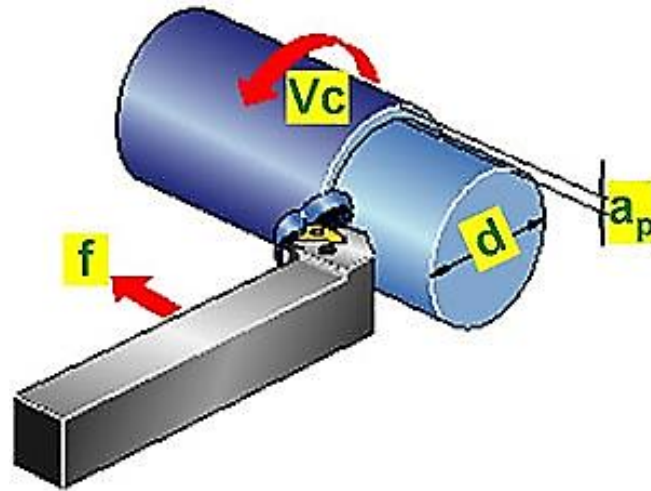


Fonte: ABNT (1989)

Machado *et al.* (2009) define cada um dos movimentos, em que o movimento de corte ocorre entre a peça e a aresta de corte, e quando ocorre sem o movimento de avanço só retira material da peça em uma única rotação. O movimento de avanço ocorre também entre a peça e a aresta de corte, e juntamente com o movimento de corte, possibilita a retirada contínua de material. O movimento efetivo de corte é o resultante da composição dos movimentos de corte e de avanço.

Em relação as velocidades que envolvem o processo de usinagem, é possível citar a velocidade de corte (v_c), velocidade de avanço (v_f), e a velocidade efetiva de corte (v_e). A seleção das velocidades de usinagem mais adequadas depende da operação e dos materiais da ferramenta e da peça. A Figura 10, ilustra o processo de torneamento cilíndrico externo bem como a indicação das grandezas de corte associadas.

Figura 10 - Torneamento cilíndrico externo



Fonte: Mascarenhas (2013)

A velocidade de corte (v_c) é dada em m/min e é definida por Machado *et al.* (2009) como a velocidade tangencial instantânea resultante da rotação da ferramenta em torno da peça. Para as operações do tipo torneamento, fresamento ou furação, onde os movimentos de corte e de avanço ocorrem concomitantemente, esse parâmetro é calculado a partir da Equação 3.4.

$$v_c = \frac{\pi \cdot d \cdot n}{1000} \quad (3.4)$$

onde, d é o diâmetro da peça ou da ferramenta em mm e n , o número de rotações dado em rpm .

A velocidade de avanço (v_f) é dada em mm/min e é definida por Machado *et al.* (2009) como a velocidade instantânea da ferramenta segundo a direção e sentido de avanço. Esse parâmetro é calculado a partir da Equação 3.5.

$$v_f = f \cdot n \quad (3.5)$$

onde, n é o número de rotações dado em rpm e f , é o avanço, que pode ser definido como percurso de avanço em cada volta ou em cada curso da ferramenta, conforme Ferraresi (2006). Sua unidade é $mm/volta$.

A velocidade efetiva de corte (v_e) é definida por Machado *et al.* (2009) como a velocidade instantânea do ponto de referência da aresta cortante da ferramenta, segundo a

direção e o sentido efetivo do corte. Esse parâmetro é calculado vetorialmente a partir da Equação 3.6.

$$\vec{v}_e = \vec{v}_c + \vec{v}_f \quad (3.6)$$

A partir da Figura 9, ainda é possível verificar a existência de outra propriedade que é a profundidade de corte (a_p), que de acordo com Ferraresi (2006), também é conhecida como largura de corte, dada em *mm*, cuja medida é realizada na direção perpendicular ao plano de trabalho.

3.3 RUGOSIDADE

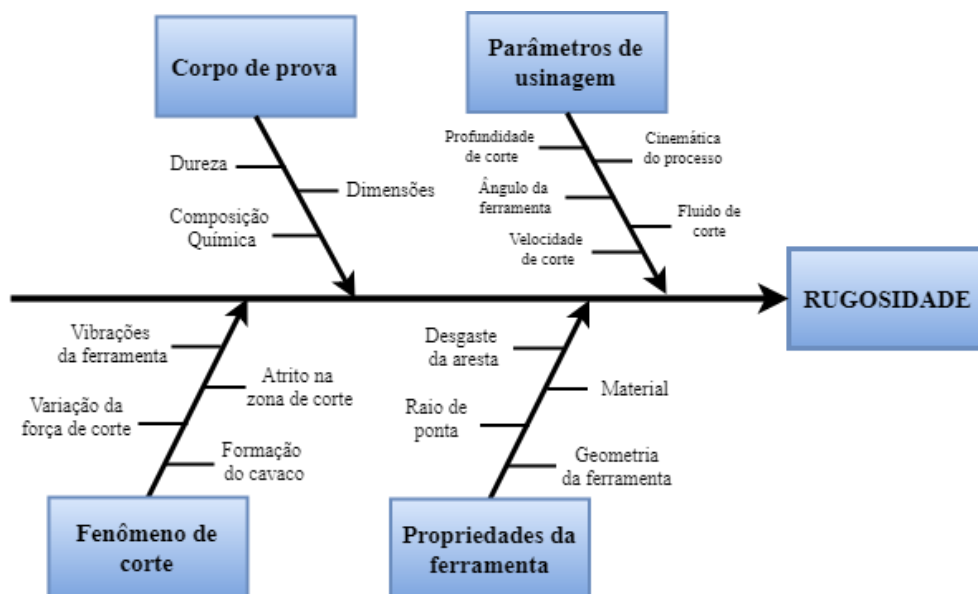
A rugosidade de uma superfície é composta de irregularidades finas ou de erros microgeométricos resultantes da ação inerente ao processo de corte ocasionado por fatores como marcas de avanço, aresta postiça de corte, desgaste de ferramenta e etc. As ondulações e falhas devem ser evitadas na fabricação de uma superfície, visto que são considerados erros de fabricação (MACHADO *et al.*, 2009).

De acordo com Hübner (2016), a rugosidade é um parâmetro especificado de acordo com a aplicação da superfície usinada, das quais é possível citar: superfícies que requerem pintura; superfícies de mancais; superfícies que servirão de escoamento de fluidos e gases, etc. Nos casos citados, ter uma rugosidade baixa é essencial. Já superfícies que trabalham com lubrificação devem ter uma rugosidade característica de modo que favoreça a lubrificação.

A rugosidade influencia no comportamento de peças mecânicas em fatores tais como: capacidade de deslizamento; resistência à fadiga, ao desgaste e à corrosão; escoamento de fluidos; e superfícies de medição (blocos-padrão, micrômetros, paquímetros) (COLACO e MEDEIROS, 2014).

A rugosidade está associada a diferentes parâmetros. A partir disso, Bajic, Celente e Jozic (2012), utilizaram o diagrama de Ishikawa, também conhecido como diagrama de causa e efeito ou espinha de peixe, para elencar esses parâmetros que são condizentes com as bibliografias existentes. A Figura 11 ilustra os parâmetros que influenciam a rugosidade no processo de corte.

Figura 11 - Fatores que influenciam a rugosidade



Fonte: Adaptado de Bajic, Celente e Jozic (2012)

Em baixas velocidades de corte (v_c) pode ocorrer a formação da aresta postiça de corte (APC). Durante o processo de corte as partes dela irão cisalhar e continuarão aderidas à superfície da peça, dessa forma resultando-se em um acabamento rugoso. Já para condições em que se aumenta o avanço (f) em baixas velocidades de corte, a qualidade da superfície é ainda pior em decorrência do crescimento no tamanho da APC (MACHADO et al., 2009).

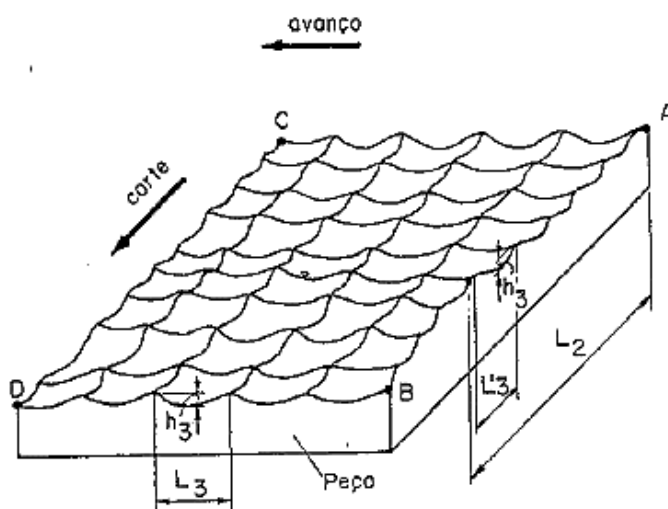
Segundo Reis (2000), o melhoramento do acabamento superficial se dá ao se incrementar a velocidade de corte, pois a APC desaparece em decorrência do aumento da temperatura na região de corte, pela diminuição do coeficiente de atrito e porquê para essas condições geralmente a força de corte são maiores.

De acordo com Machado *et al* (2009), outro fator que tem grande influência na rugosidade é o raio de ponta da ferramenta (r_ϵ), em que o mesmo deve ser suficientemente grande para redução das marcas de avanço deixadas na peça pela ferramenta, propiciando assim uma melhor rugosidade, entretanto, um raio de ponta excessivo pode gerar vibrações devido ao aumento dos esforços.

A grandeza, a orientação e o grau de irregularidade do acabamento superficial podem estar relacionados também, segundo Rosa (2007), com imperfeições nos mecanismos das máquinas ferramenta, vibrações na interface peça-ferramenta e desgaste das ferramentas.

Em decorrência a um processo de usinagem, a rugosidade superficial é geralmente classificada em transversal e longitudinal. A Figura 12 mostra a representação esquemática das ondulações e da rugosidade.

Figura 12 - Representação esquemática das ondulações e da rugosidade



Fonte: Ferraresi (2006)

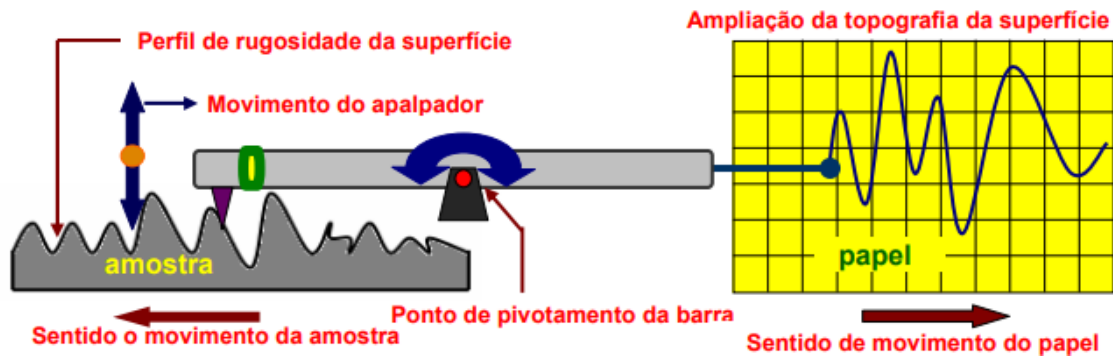
A rugosidade transversal apresenta-se na direção do movimento de avanço da ferramenta (direção AC da Figura 11), enquanto que a rugosidade longitudinal está na direção do movimento de corte. Conforme o processo e as condições de usinagem, pode predominar um ou outro tipo de rugosidade. Assim, nas operações de torneamento e aplainamento, a máxima rugosidade é encontrada geralmente na direção de avanço, isto é, a rugosidade transversal (FERRARESI, 2006).

3.3.1 Medição de Rugosidade

O aparelho empregado na medição de parâmetros de rugosidade (com ou sem contato entre o apalpador e a peça) é denominado rugosímetro. A medição com contato é a mais utilizada por ser mais simples, versátil e ter menor custo (MACHADO *et al.*, 2009).

Durante uma medição através de contato, o equipamento constitui-se de um apalpador que percorre uma linha reta, a uma distância previamente definida, que é intitulada de comprimento total. A Figura 13, ilustra o princípio de funcionamento de medição da rugosidade com contato.

Figura 13 – Princípio de funcionamento de um rugosímetro

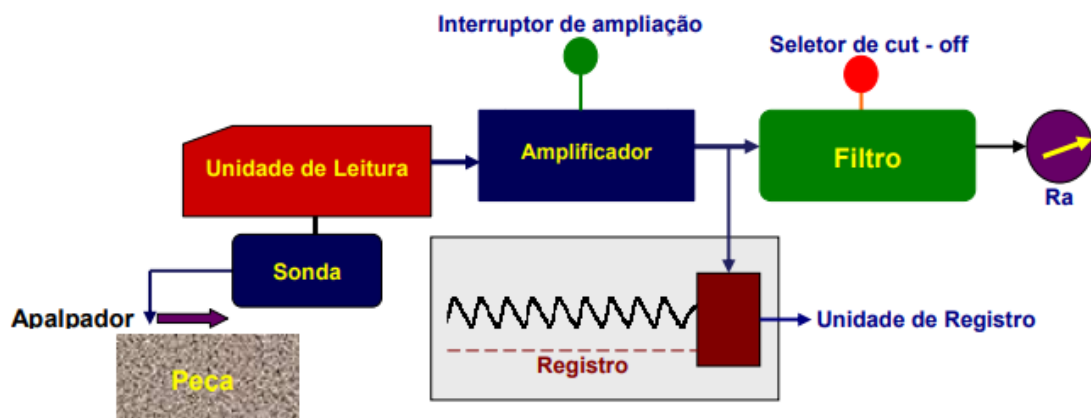


Fonte: Santos e Sales (2007)

O deslocamento vertical do apalpador é convertido em sinal elétrico e então amplificado. O resultado pode ser apresentado na forma numérica, pelo gráfico do perfil que representa a superfície analisada e há, ainda, a possibilidade de utilizar filtros para eliminar a influência das ondulações (SANTOS e SALES, 2007)

O sistema de medição é composto por todos os componentes envolvidos na avaliação da textura superficial, compreendendo mesa, acessórios de fixação, amostra de análise, sonda e unidade de deslocamento (HÜBNER, 2016). A Figura 14, apresenta os componentes típicos de um instrumento de medição da rugosidade.

Figura 14 – Componentes de um instrumento de medição de rugosidade



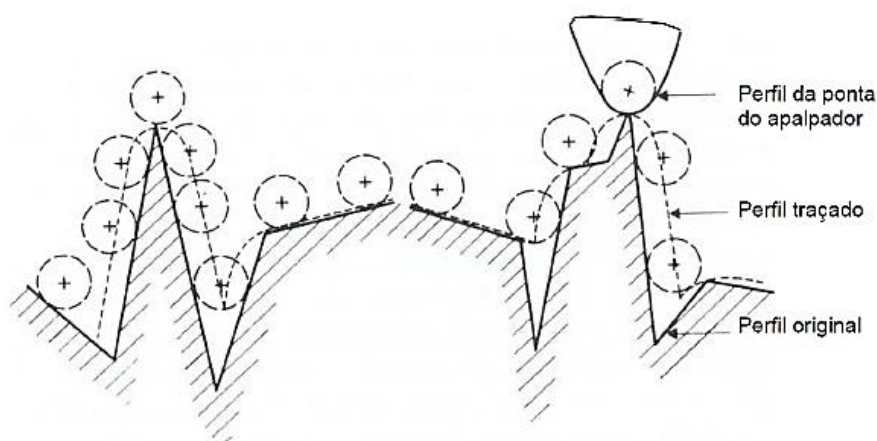
Fonte: Dagnall (1986)

De acordo com Machado *et al.* (2009), na medição por contato, dentro de um intervalo de medição, ocorre a variação do deslocamento vertical de um apalpador na direção Z, em função da característica da superfície.

A sonda é composta por elementos de medição tais como sensores e transdutores. Um transdutor converte o deslocamento vertical do sensor de contato em impulsos elétricos, que são exportados para um processador e convertido em sinais digitais, permitindo posteriores análises matemáticas e apresentação gráfica do sinal medido (DAGNALL, 1986; NUNES, 2011).

Como um apalpador com ponta de diamante sempre possui um determinado raio de ponta, este já funciona como um filtro que faz o perfil detectado ser mais suave que o perfil real da peça, como ilustrado na Figura 15, dessa forma quanto menor o raio de ponta do apalpador, mais fidedigna será a representação do perfil (BHUSHAN, 1999; MACHADO et al., 2009).

Figura 15 – Distorção do perfil devido às dimensões da ponta do apalpador



Fonte: Bhushan (1999)

Segundo Machado *et al.* (2009), os rugosímetros de uso geral possuem apalpadores com ângulo de ponta de 90° , raio de 5 a $10\ \mu\text{m}$ e velocidade de deslocamento em torno de $2,5\ \text{mm/s}$.

Como desvantagem do processo de medição com apalpador, há o fato de a área de contato entre o instrumento e a superfície analisada ser muito pequena. Assim, a pressão de contato é muito elevada, podendo causar danos inaceitáveis em superfícies de materiais macios. Em contrapartida, quando a medição é realizada em materiais muito duros e abrasivos também pode haver um desgaste progressivo da ponta do apalpador, o que gera uma representação cada vez mais inexata da superfície (BHUSHAN, 1999; MACHADO et al., 2009).

É empregado o uso de sonda óptica para medição de rugosidade como alternativa dos problemas associados a medição de rugosidade por contato. Segundo Hübner (2016), esse tipo de medição funciona com a incidência de raios infravermelhos sobre a superfície da peça, onde posteriormente, é detectada a dispersão dessa radiação por meio de uma matriz de fotodiodo,

além de que a intensidade da dispersão é calculada, e depois correlacionada com os parâmetros de rugosidade.

Sondas ópticas são empregadas em situações nas quais tais apalpadores podem causar danos à superfície (ou vice-versa) como em borrachas, folhas delgadas, discos rígidos e cilindros de fotocopiadoras. Ressalta-se que a sonda óptica exige cuidados no que se refere à limpeza da superfície a ser avaliada, pois qualquer sujeira é interpretada como parte da superfície e pode alterar os resultados (MACHADO *et al.*, 2009).

3.3.2 Parâmetros de rugosidade

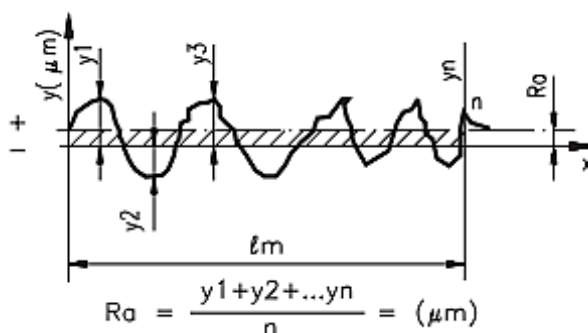
As superfícies de peças apresentam diferentes perfis, em que para dar acabamento adequado às superfícies, é necessário a utilização de indicadores que viabilizem avaliar a rugosidade e qualificar o nível em que as mesmas devem ser usinadas.

Segundo Hübner (2016), existem alguns parâmetros pelos quais a rugosidade pode ser avaliada de maneira quantitativa, sendo possível citar as principais: Rugosidade média (R_a), rugosidade média parcial (R_z), rugosidade máxima (R_y) e rugosidade total (R_t).

3.3.2.1 Rugosidade média

A rugosidade média (R_a) pode ser definida como a média aritmética dos valores absolutos das ordenadas no comprimento de amostragem ou ordenadas de afastamento (y_i) dos pontos do perfil de rugosidade em relação à linha média dentro de um comprimento de medição (l_m) (HÜBNER, 2016; MACHADO *et al.*, 2009). Na Figura 16 pode ser visto os parâmetros que estão associados à rugosidade média.

Figura 16 – Rugosidade média



Fonte: Fracaro (2014)

De acordo com a NBR ISO 4287 (ABNT, 2002), que descreve as especificações geométricas de produtos, o comprimento de amostragem (l_e), denominado de *cutoff*, é o comprimento na direção x usado para identificar as irregularidades características do perfil de avaliação. Já o comprimento de medição (l_m) é definido como sendo o comprimento na direção x usado para estabelecer o perfil de avaliação e pode conter um ou mais comprimentos de amostragem.

A NBR ISO 4287 (ABNT, 2002), recomenda que para uma maior confiabilidade dos dados obtidos durante uma medição de rugosidade, deve se utilizar $l_m = 5l_e$. A Quadro 2 mostra valores dos comprimentos de amostragem e medição padronizados de acordo com a NBR ISO 4288 (ABNT, 2008).

Quadro 2 – Comprimentos de amostragem em função da rugosidade

Faixa de R_a [μm]	Comprimento de amostragem l_e [mm]	Comprimento de medição l_m [mm]
até 0,02	0,08	0,4
de 0,02 a 0,1	0,25	1,25
de 0,1 a 2	0,8	4
de 2 a 10	2,5	12,5
de 10 a 80	8	40

Fonte: ABNT (2008)

De acordo com Silva (2009), esse parâmetro pode ser utilizado quando for necessário o controle contínuo da rugosidade nas linhas de produção, em superfícies em que o acabamento apresenta sulcos de usinagem bem orientados como nos processos de torneamento e fresamento, e em superfícies de pouca responsabilidade.

Como vantagens, pode-se citar que é o parâmetro de medição mais utilizado em todo mundo. Devido a sua grande utilização, quase todos os equipamentos apresentam esse parâmetro e apresenta boa adaptação na maioria dos processos de fabricação (FRACARO, 2014).

Como desvantagens, o parâmetro não sofre grandes alterações se um pico ou vale atípico aparecer na superfície, e não é capaz de definir a forma das irregularidades do perfil (um mesmo valor de R_a pode ser obtido para superfícies geradas por diferentes operações de corte) (FRACARO, 2014).

A rugosidade média pode ser calculada teoricamente, embora os valores sejam apenas indicativos, já que existem diversos outros fatores que não podem ser equacionados como: a vibração durante o processo, e o desgaste das arestas de corte.

Para uma operação de torneamento, o parâmetro R_a pode ser definido teoricamente em função do avanço (f) e do raio de ponta (r_ϵ). Utilizou-se o equacionamento proposto por Machado et al. (2009).

Quando o avanço (f) é menor que o raio de ponta (r_ϵ) da ferramenta, R_a pode ser encontrada utilizando a Equação 3.7:

$$R_a = \frac{f^2}{31,2 \cdot r_\epsilon} \quad (3.7)$$

Para os casos em que a ferramenta não tenha raio de ponta, ou se ele for muito pequeno, pode-se obter R_a a partir da Equação 3.8:

$$R_a = \frac{f}{4(\tan \theta_s + \cot \theta_e)} \quad (3.8)$$

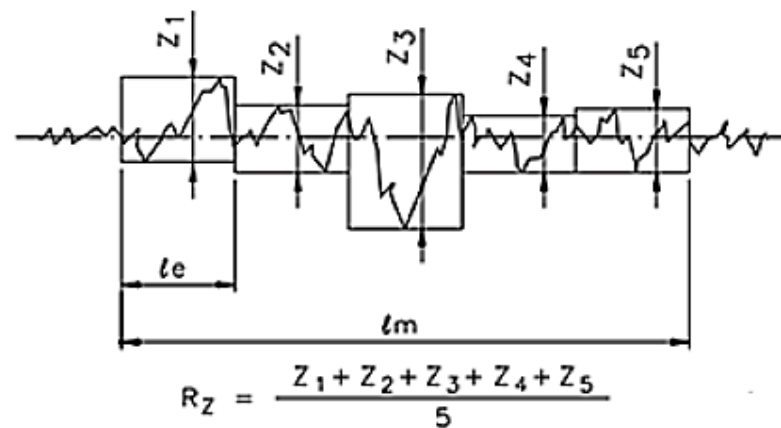
onde θ_s e θ_e , são características geométricas da ferramenta de corte.

3.3.2.2 Rugosidade média parcial

A rugosidade média parcial (R_z) é a média aritmética dos cinco valores da rugosidade parcial (Z_i). Cada valor é definido como o valor absoluto da ordenada do ponto de maior afastamento, acima e abaixo da linha média, existente em cada comprimento de amostragem (l_e). A Figura 17 ilustra esse tipo de parâmetro (HÜBNER, 2016). De acordo com Silva (2009), tal parâmetro pode ser usado em superfícies onde o perfil é periódico e conhecido, e também nos casos em que pontos isolados não influenciam na função da peça a ser controlada, por exemplo: superfícies de apoio de deslizamento e ajustes prensados.

Como vantagens, pode-se citar a boa definição de superfícies em perfis periódicos. Além disso, informações sobre a distribuição média da superfície vertical e riscos isolados serão desconsiderados parcialmente, de acordo com o número de pontos isolados (FRACARO, 2014).

Figura 17 – Rugosidade média parcial



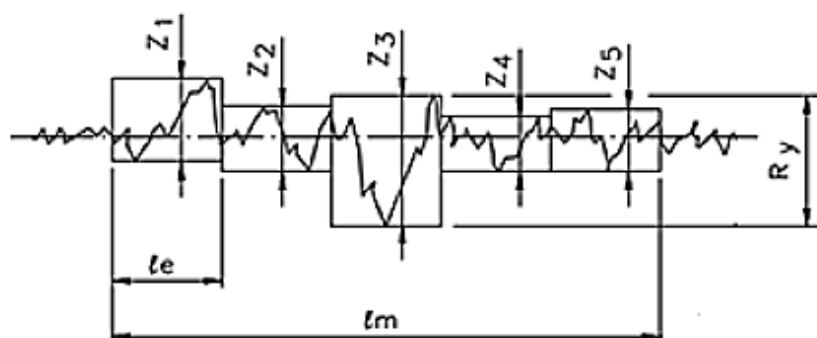
Fonte: Fracaro (2014)

Como desvantagens, pode-se citar a inaplicabilidade pela maioria dos equipamentos de medição. Além disso, a imagem gerada a partir desse parâmetro pode estar errada, pois avalia regiões que por muitas vezes não representam a superfície como um todo, dessa forma, inviabilizando o uso individual do valor de R_z para caracterização da forma de uma superfície (FRACARO, 2014; HÜBNER, 2016).

3.3.2.3 Rugosidade máxima

Hübner (2016), define a rugosidade máxima (R_y) como o maior valor das rugosidades parciais (Z_i) que se apresentam no comprimento de medição (l_m). A Figura 18 ilustra o parâmetro, em que a partir da leitura da mesma, observa-se que o maior valor parcial é o Z_3 , que se localiza no terceiro comprimento de amostragem, assim, $R_y = Z_3$ nesse caso.

Figura 18 – Rugosidade máxima



Fonte: Fracaro (2014)

O parâmetro R_y pode ser empregado em superfícies de vedação, assentos de anéis de vedação, superfícies dinamicamente carregadas, tampões em geral, parafusos altamente carregados, superfícies de deslizamento, em que o perfil efetivo é periódico (HÜBNER, 2016).

Como vantagens pode-se citar que ele informa a máxima deterioração da superfície vertical da peça e é de fácil obtenção quando o equipamento fornece o gráfico da superfície. (FRACARO, 2014; HÜBNER, 2016).

Como desvantagens pode-se citar a inaplicabilidade pela maioria dos equipamentos de medição e, em algumas aplicações, não é aconselhável a consideração parcial dos pontos isolados, pois um ponto isolado acentuado será considerado somente em 20% do comprimento de medição (SILVA, 2009).

Semelhante a R_z que não possibilita nenhuma informação sobre a forma de superfície, R_y não consegue mensurar as distâncias entre as ranhuras, dessa forma superfícies de diferentes perfis como as exemplificadas na Figura 19, irão apresentar a mesma rugosidade máxima.

Figura 19 – Diferentes perfis de superfície



Fonte: Silva (2009)

3.3.2.4 Rugosidade Total

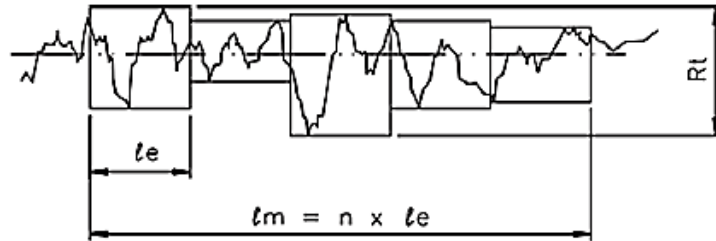
Hübner (2016), define a rugosidade total (R_t) como a distância vertical que corresponde entre o pico mais alto e o vale mais profundo no comprimento de medição (l_m), independentemente dos valores de rugosidade parcial (Z_i). A Figura 20 ilustra o parâmetro, em que a partir da leitura da mesma, observa-se que o pico mais alto está no primeiro comprimento de amostragem e o vale mais fundo encontra-se no terceiro comprimento de amostragem, a distância entre eles caracteriza a rugosidade total.

O parâmetro tem a mesma aplicabilidade que a rugosidade máxima, mas apresenta melhor exatidão por considerar todo o comprimento de medição e não apenas o comprimento de amostragem (HÜBNER, 2016).

Ele apresenta como vantagem a melhor obtenção de gráfico de superfície se comparado a R_y . A desvantagem do método é que em alguns casos a rigidez de avaliação leva resultados

errôneos e que individualmente não apresenta informações suficientes da superfície para definição de sua forma (FRACARO, 2014).

Figura 20 – Rugosidade total



Fonte: Silva (2009)

Para uma operação de torneamento, o parâmetro R_t pode ser definido teoricamente em função do avanço (f) e do raio de ponta (r_ϵ). Utilizou-se o equacionamento proposto por Machado *et al.* (2009).

Quando o avanço (f) é menor que o raio de ponta (r_ϵ) da ferramenta, R_t pode ser encontrada utilizando a Equação 3.9:

$$R_t = \frac{f^2}{8r_\epsilon} \quad (3.9)$$

Para os casos em que a ferramenta não tenha raio de ponta, ou se ele for muito pequeno, pode-se obter R_t a partir da Equação 3.10:

$$R_t = \frac{f}{\tan \theta_s + \cot \theta_e} \quad (3.10)$$

onde θ_s e θ_e , são características geométricas da ferramenta de corte.

Para casos em que a ferramenta tenha raio de ponta menor que o avanço pode-se obter R_t a partir da Equação 3.11:

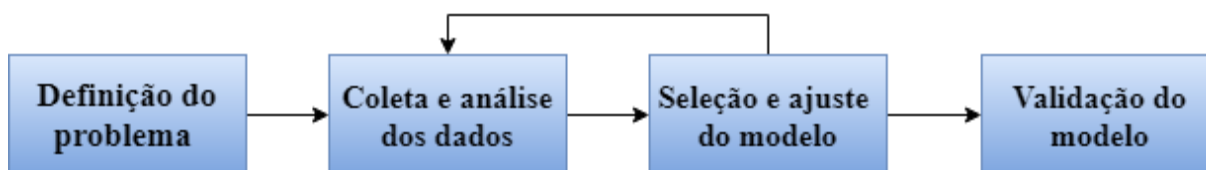
$$R_t = (1 - \cos \theta_e)r_\epsilon + f \sin \theta_e \cos \theta_e - (2fr_\epsilon \sin^3 \theta_e - f^2 \sin^4 \theta_e)^{1/2} \quad (3.11)$$

4 METODOLOGIA

A metodologia adotada será inicialmente uma pesquisa bibliográfica utilizando meios de acesso público, tais como: livros, teses, dissertações, artigos e revistas, com objetivo de fazer um levantamento teórico acerca da temática abordada.

Para o desenvolvimento geral do trabalho adotou-se a metodologia proposta por Hübner (2016), que foi adaptada a partir do trabalho de Montgomery, Jennings e Kulahci (2009), em que se buscava um modelo de estimação da rugosidade. Essa adaptação foi possível a partir da análise de publicações acadêmicas relacionadas a temática. Assim, pode-se verificar que na maioria dos casos verificados os autores adotaram passos semelhantes. A Figura 21 apresenta o fluxograma da estrutura lógica adotada.

Figura 21 - Metodologia para o desenvolvimento de um modelo de estimação da rugosidade



Fonte: Adaptado de Hübner (2016)

Nas próximas seções deste capítulo, serão apresentados os detalhes dos materiais, equipamentos e metodologia utilizada para o desenvolvimento deste trabalho.

4.1 DEFINIÇÃO DO PROBLEMA

Para o desenvolvimento deste trabalho, foi utilizado como material para copo de prova o liga de alumínio 6351, tendo visto sua característica de difícil usabilidade em decorrência de sua maior ductilidade, bem como a diversidade de aplicações encontradas, sendo possível citar as indústrias automobilística e aeronáutica, dessa forma, fazendo com que a usinagem das mesmas seja uma atividade de produção muito importante.

Como ferramenta de corte optou-se pelo inserto novo de metal duro TNMG 160408 VP2 da fabricante Korloy devido a sua disponibilidade e a diversidade de aplicações dentro da usinagem, apresentando 0,8 mm de raio de ponta. Foi utilizado o suporte MTJNR 2525M para fixação na porta ferramentas da máquina.

Empregou-se a velocidade de corte (V_c), avanço (f) e a condição de corte a seco ou com abundância de fluido de corte como fatores controláveis de operação, sendo selecionados conforme as recomendações do fabricante. A Quadro 2 apresenta os fatores controláveis utilizados e os respectivos níveis.

Quadro 3 – Níveis de fatores controláveis utilizados

Fatores controláveis	Níveis		
	Sim	Não	
Fluido de corte			
v_c (m/min)	150	200	250
f (mm/volta)	0,1	0,3	0,6

Fonte: Autoria própria

A avaliação da condição de usinagem a seco segue uma tendência mundial da redução da utilização dos fluidos de corte, visto o manuseio e descarte de forma incorreta, pode gerar impactos negativos, que vão desde problemas no processo, a saúde dos operadores e poluição ambiental.

4.2 COLETA E ANÁLISE DOS DADOS

4.2.1 Corpo de prova

Para o torneamento cilíndrico externo foi utilizada a liga de alumínio 6351, que apresenta alta resistência mecânica, alta resistência à corrosão e boa conformabilidade, em que é possível verificar sua utilização na engenharia estrutural, construção de navios, veículos e equipamentos, peças usinadas em tornos CNC e forjamento a frio. A composição química para a liga está descrita na Quadro 4.

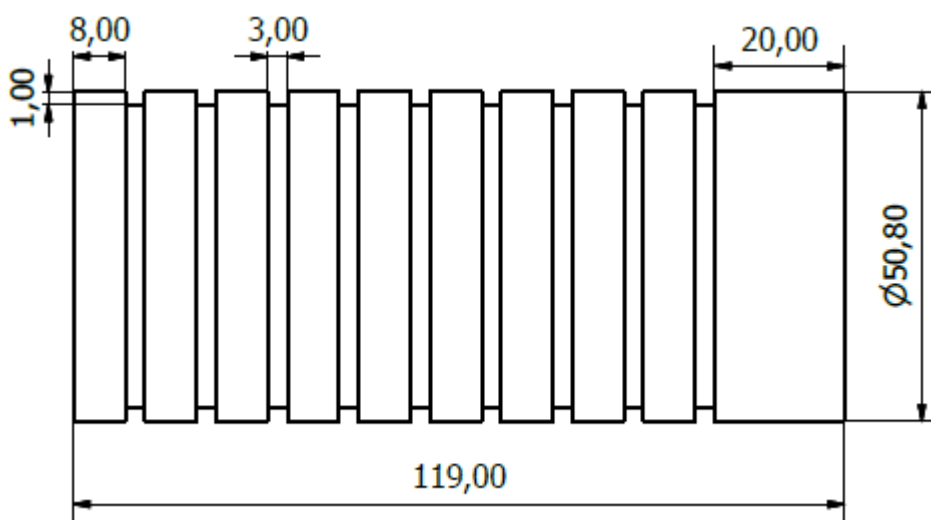
Quadro 4 – Composição química media da liga de alumínio o 6351

Elemento	Al	Si	Fe	Cu	Mn	Mg	Zn	Ti	Outros
Percentual	0,96 – 0,99	0,7 - 1,3	0,5	0,1	0,1	0,4 – 0,8	0,2	0,2	0,05

Fonte: Alumaticopper (2011)

O corpo de prova consiste em uma barra de seção circular de diâmetro inicial de 50,8 mm e comprimento de 119 mm da liga de alumínio 6351. Foram preparados 2 corpos de prova sendo cada um deles com regiões de 8 mm de comprimento para medição da rugosidade, separados por rasgos de 3 mm, conforme mostrado na Figura 22. O código para CNC utilizado para fabricação do mesmo foi incluído no Apêndice A do trabalho.

Figura 22 – Desenho do corpo de prova utilizado nos experimentos



Fonte: Autoria própria

Os canais com 3 mm de comprimento foram executados com a finalidade de auxiliar na delimitação das regiões com 8 mm de comprimento, para aferição da rugosidade. As regiões de avaliação foram definidas partir do cut-off adequado para a rugosidade esperada pelo planeamento experimental. Houve também o cuidado para que o diâmetro durante todos os passos se mantivesse constante, a fim de que a provável mudança não viesse a interferir nos valores registrados, bem como a profundidade de corte ($a_p = 1$ mm).

4.2.2 Planejamento experimental

A preparação experimental para obtenção do banco de dados, utilizou-se um planejamento fatorial 3^K , onde K representa o número de variáveis definidas. Para este problema, avalia-se fatores controláveis. Dessa forma, $K = 2$, totalizando assim, 18 passes considerando as duas condições de corte conforme mostrado na Quadro 5.

Quadro 5 – Planejamento experimental

Passe	Fluido de corte	V _c	f
1	SIM	150	0,1
2			0,3
3			0,6
4		200	0,1
5			0,3
6			0,6
7		250	0,1
8			0,3
9			0,6
10	NÃO	150	0,1
11			0,3
12			0,6
13		200	0,1
14			0,3
15			0,6
16		250	0,1
17			0,3
18			0,6

Fonte: Autoria própria.

A máquina ferramenta utilizada foi um torno CNC Romi modelo centur 30d. Quanto aos ensaios que foram realizados com fluido de corte em abundância, o fluido de corte utilizado foi Lubrax Utile PE, 100% sintético, com proporção é de 1:40 conforme recomendado pela ficha técnica.

4.2.3 Medição de rugosidade

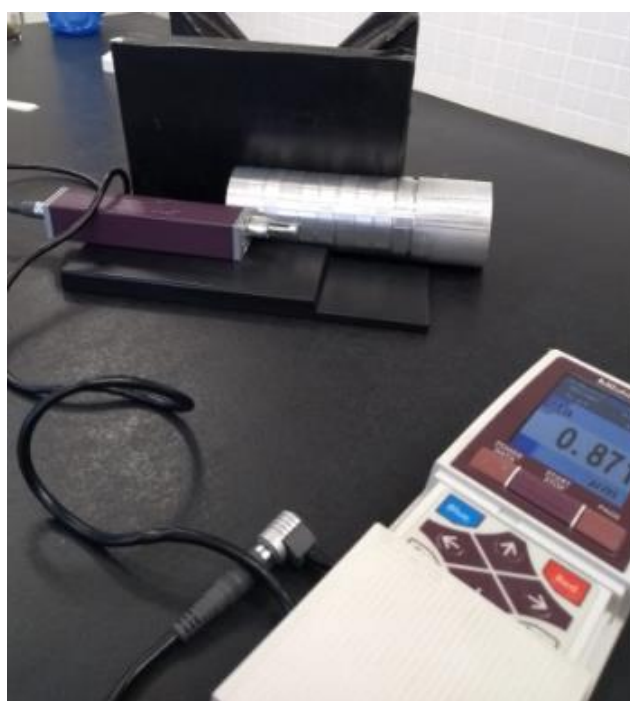
Para o registro da rugosidade, utilizou-se um rugosímetro portátil Mitutoyo modelo SJ-210. O aparelho possui resolução de 0,01 μm e agulha de diamante com raio de ponta 5 μm . Nas medições para valores de $R_a \leq 2 \mu\text{m}$, utilizou-se um comprimento de amostragem $l_e = 0,8 \text{ mm}$ e um comprimento de avaliação $l_m = 0,8 \times 5 = 4 \text{ mm}$, conforme as recomendações de confiabilidade propostas pela NBR ISO 4287 (ABNT, 2002).

Nas medições $2 > R_a \leq 10 \mu\text{m}$, utilizou-se um comprimento de amostragem $l_e = 2,5 \text{ mm}$ e um comprimento de avaliação $l_m = 2,5 \times 3 = 7,5 \text{ mm}$, a perda de confiabilidade para esses

valores ocorreu por que corpo de prova não apresentava comprimento suficiente para o aumento necessário do comprimento de avaliação, e durante o desenvolvimento deste trabalho não houve tempo hábil para confecção de novos corpos de prova.

O procedimento de aquisição de dados de rugosidade consistiu da realização medições transversais (na direção do movimento de avanço) de rugosidade média (R_a) em três pontos distintos da cada região de avaliação gerada no corpo de prova (ou seja, para cada passe gerado), assim como é mostrado na Figura 23.

Figura 23 – Avaliação da superfície



Fonte: Autoria própria

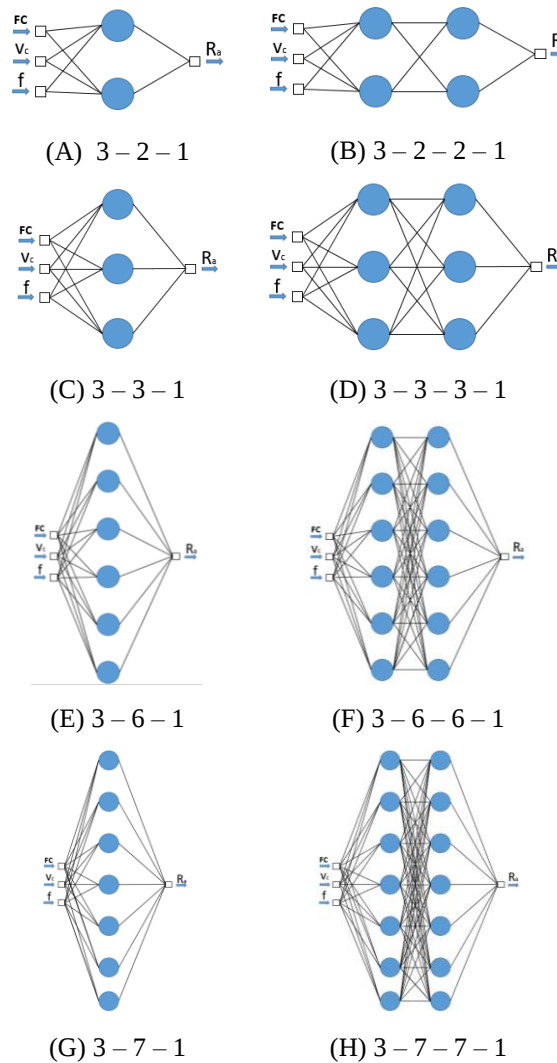
4.3 SELEÇÃO E AJUSTE DO MODELO

Para a implementação da RNA, com o intuito de modelar a rugosidade, optou-se por utilizar uma do tipo preceptron de múltiplas camadas (MLP), decisão que está atrelada a bons resultados a partir do levantamento literário realizado por Hübner (2016), em que redes MLP apresentaram boa concordância entre os resultados experimentais e os obtidos pelo modelo em RNA.

A rede foi desenvolvida, treinada e simulada utilizando os recursos da Neural Network Toolbox, que é disponível no software MATLAB R2016b, em que a mesma apresenta uma estrutura adaptável e que o usuário pode definir os principais parâmetros da rede.

A designação da arquitetura empregada para a RNA, foi embasado conforme Zhang, Patuwo e Hu (1998), que recomendam que o número de neurônios da camada oculta (intermediária) deve ser $n/2$, n , $2n$ e $2n+1$, onde n é o número de entradas na rede. Na maioria dos trabalhos consultados, a arquitetura foi obtida a partir da tentativa e erro, entretanto, essa metodologia se mostrou onerosa e inviável para este trabalho. A Figura 24 ilustra as 8 configurações a serem avaliadas.

Figura 24 – Topologia das redes empregadas



Fonte: Autoria própria

As funções de ativação utilizadas foram a tangente hiperbólica nas camadas ocultas e a função linear na camada de saída, decisão tomada a partir dos trabalhos de Raj, Perumal e Ramu (2012) e Sehgal (2014), mostrando que a utilização combinada dessas funções apresenta melhores resultados se comparadas com as funções logísticas nas camadas ocultas e funções lineares na camada de saída.

O treinamento da rede consiste em acompanhar a evolução do aprendizado nas curvas correspondentes aos subconjuntos de dados de treinamento, para este trabalho foi utilizada técnica da regra de parada antecipada com base na validação cruzada que foi descrita da seção 3.1.5 deste trabalho. O erro médio quadrático foi utilizado como parâmetro desta etapa, o mesmo pode ser obtido através da Equação 4.1:

$$EMQ = \frac{1}{n} \cdot \sum_{j=1}^n (p_j - t_j)^2 \quad (4.1)$$

onde p_j é o valor estimado pela RNA e t_j é o valor prático obtido por experimentação.

Associado ao EMQ, adotou-se o coeficiente de correlação (r) como indicador para auxiliar a seleção do modelo, uma vez que segundo Hübner (2016) ele permite quantificar o grau de associação entre as duas variáveis envolvidas na análise. Sua faixa de variação é de -1 a 1 e, quanto maior o seu valor absoluto, maior o grau de associação entre os valores observados e os valores estimados. O mesmo pode ser obtido pela Equação 4.2:

$$r = \frac{\sum_{j=1}^n (p_j - \bar{p}_j)(t_j - \bar{t}_j)}{\sqrt{[\sum_{j=1}^n (p_j - \bar{p}_j)] [\sum_{j=1}^n (t_j - \bar{t}_j)]}} \quad (4.2)$$

onde p_j é o valor estimado pela RNA, $\bar{p}_j$ é a média dos valores estimados pela RNA, t_j é o valor prático obtido por experimentação e $\bar{t}_j$ é a média dos valores práticos obtidos por experimentação.

4.4 VALIDAÇÃO DO MODELO

A validação do modelo selecionado na etapa anterior é necessária para que haja a garantia da predição ou estimativa da rugosidade. De acordo com Ludwig Junior e Montgomery

(2007) essa etapa consiste em avaliar o desempenho do modelo mediante a substituição de novos dados que não foram utilizados na fase de treinamento da rede.

Os dados experimentais foram separados em dois grupos distintos, em que aproximadamente 70% foi selecionado para o treinamento da rede e os 30% restantes para validação da mesma. A composição desses valores foi estimada a partir do levantamento literário realizado por Hübner (2016).

Foi selecionado o erro médio percentual (EMP), como parâmetro para validação do modelo, o mesmo pode ser obtido utilizando a Equação 4.3.

$$EMP = \frac{1}{n} \cdot \sum_{j=1}^n \left| \frac{p_j - t_j}{t_j} \right| \cdot 100 \quad (4.3)$$

onde p_j é o valor estimado pela RNA e t_j é o valor prático obtido por experimentação.

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo são apresentados e discutidos os resultados referentes ao procedimento experimental e ao comportamento RNA como preditor de rugosidade para o processo de torneamento cilíndrico externo da liga de alumínio 6351, conforme o processo metodológico que foi descrito no capítulo anterior deste trabalho.

5.1 RESULTADOS EXPETIMENTAIS

A Figura 25 apresenta o corpo de prova obtido a partir do planejamento experimental, o mesmo não é fidedigno ao idealizado uma vez que foi necessário ajuste durante a execução da usinagem, modificações essas que não comprometeram o desenvolvimento do trabalho, uma vez que os parâmetros de corte idealizado foram respeitados. A partir de uma avaliação visual e tátil já é possível verificar a diferença na qualidade da superfície.

Figura 25 – Corpo de prova



Fonte: Autoria própria

A Quadro 6 apresenta os valores médios calculados para as rugosidades média R_a a partir das 3 medições efetuadas em pontos distintos de cada região de avaliação para os 18 passes realizados, conforme enunciado na seção 4.23 deste trabalho.

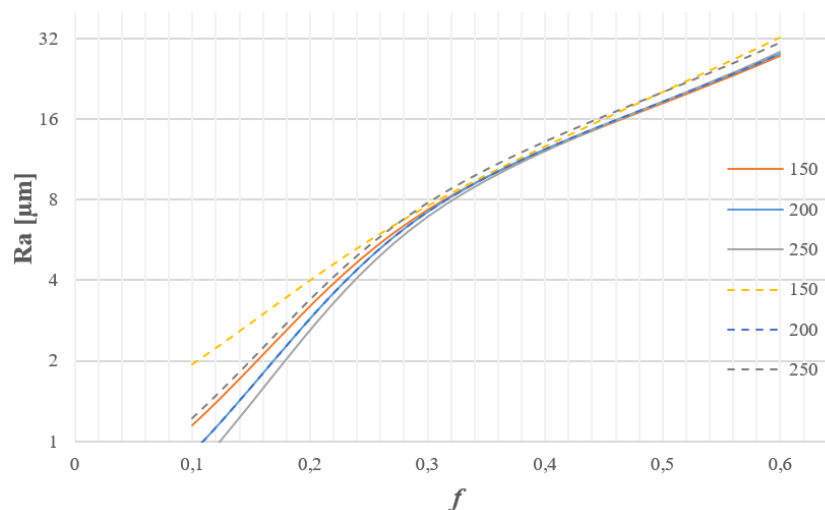
Quadro 6 – Resultados experimentais

Passe	Fluido de corte	V_c	f	R_a
1	SIM	150	0,1	1,147
2			0,3	7,301
3			0,6	27,47
4		200	0,1	0,908
5			0,3	7,19
6			0,6	28,013
7		250	0,1	0,764
8			0,3	6,881
9			0,6	28,39
10	NÃO	150	0,1	1,936
11			0,3	7,558
12			0,6	32,246
13		200	0,1	1,336
14			0,3	7,616
15			0,6	31,968
16		250	0,1	1,225
17			0,3	7,765
18			0,6	30,776

Fonte: Autoria própria

A partir dos dados experimentais obtidos, os mesmos foram apresentados de forma visual no Gráfico 1, com o objetivo de melhor visualização da influência dos parâmetros sobre a rugosidade da superfície.

Gráfico 1 – Resultados dos experimentos



Fonte: Autoria própria

As linhas do Gráfico 1 representam as velocidades de corte empregadas. As linhas tracejadas descrevem o processo que ocorreram sem a presença de fluido de corte. O eixo vertical que representa a rugosidade obtida foi plotado em escala logarítmica, a fim de facilitar a diferenciação entre elas.

Com a leitura do Gráfico 1, foi possível apontar os seguintes indícios sobre a influência dos parâmetros sobre a rugosidade: Diminuição dos valores conforme o aumento da velocidade de corte; o seu aumento diante do incremento positivo do avanço; e a redução dos valores quando o processo foi realizado com fluido de corte em abundância.

Os apontamentos realizados já são previstos conforme anunciados na literatura, entretanto a análise do comportamento individual dos parâmetros de corte se mostram insuficientes quando se necessita de uma avaliação quantitativa da rugosidade, com isso, evidencia-se a aplicabilidade da proposta inicial deste trabalho.

A partir da análise crítica dos resultados experimentais descritos na Quadro 6, optou-se pela exclusão do banco de dados para treinamento os passes em que $f = 0,6$, decisão tomada pois os mesmos apresentaram valores muito discrepantes em comparação aos demais, dessa forma o cut-off selecionado inicialmente seria inadequado.

O corpo de prova não apresentava comprimento suficiente para o aumento necessário do cut-off, bem como, não houve tempo hábil durante a execução desta pesquisa para realização de novos experimentos. A decisão foi indispensável para que a confiabilidade de predição da rede não fosse comprometida, uma vez que a credibilidade dos valores do banco de dados para treinamento é primordial.

No que diz respeito liga de alumínio 6351, pode-se afirmar que a mesma apresenta a característica de usinabilidade ruim, tendo em vista se tratar de um material de ductilidade alta, condição que foi constata também pela observação dos cavacos gerados pelo processo, que em sua maioria foram longos e contínuos como o apresentado na Figura 26.

Figura 26 – Tipo de cavaco obtido

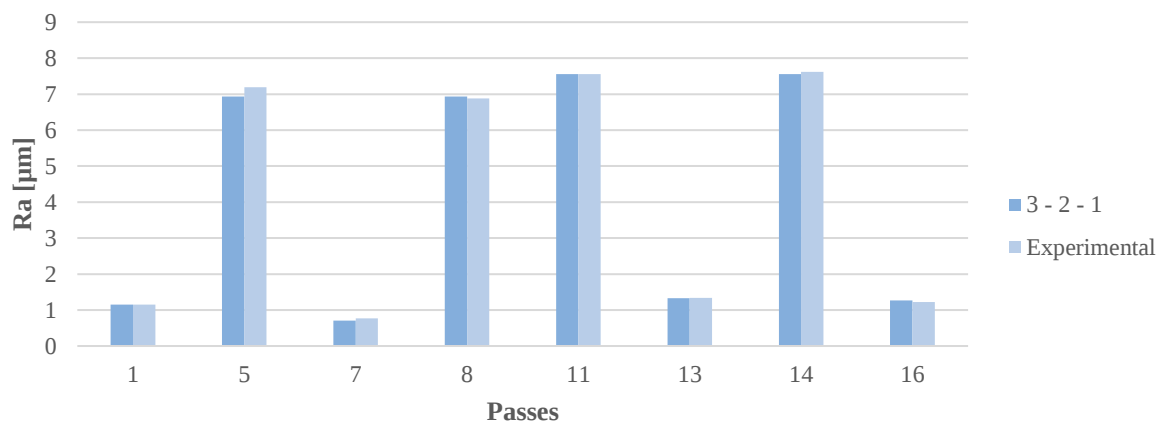


Fonte: Autoria própria

5.2 SELEÇÃO E AJUSTE DO MODELO

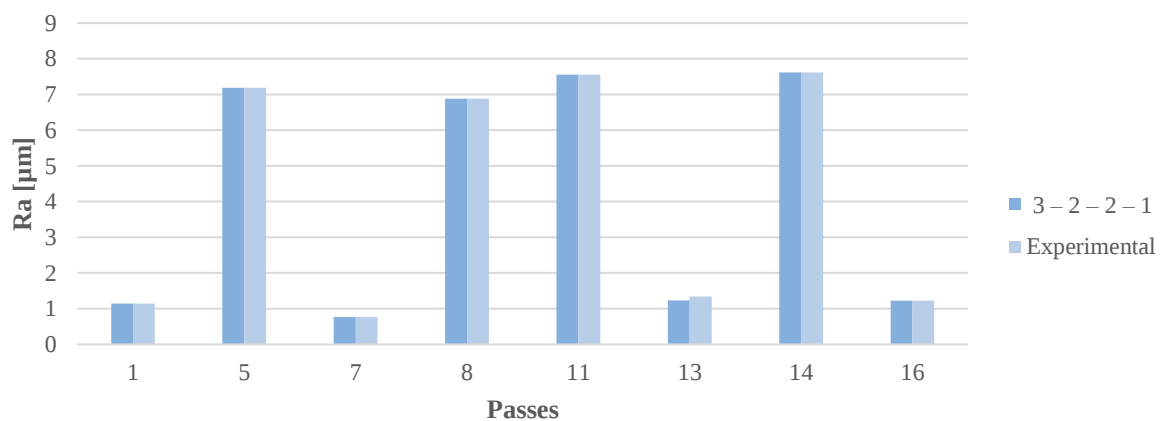
Para o desenvolvimento da rede adotou-se uma taxa de aprendizado igual a 0,003, com número de épocas igual a 500, e com todos os pesos sendo inicializados randomicamente. Os valores das rugosidades médias obtidos pelas diferentes topologias de RNA adotadas (tom mais escuro de azul) que foram descritas na seção 4.3 e os respectivos valores experimentais (tom mais claro de azul) são apresentados nos Gráficos do 2 ao 9.

Gráfico 2 – Resultados de R_a experimentais e estimados pela RNA 3 – 2 – 1

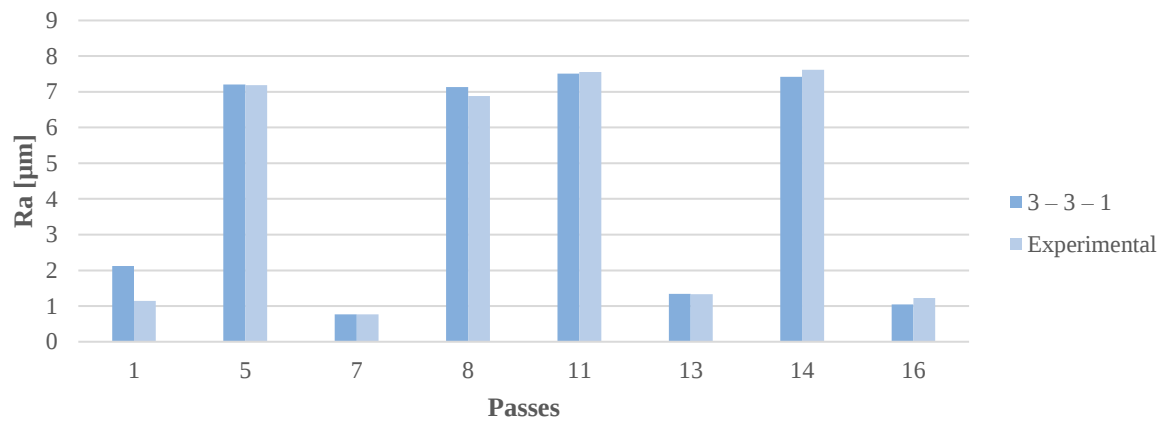


Fonte: Autoria própria

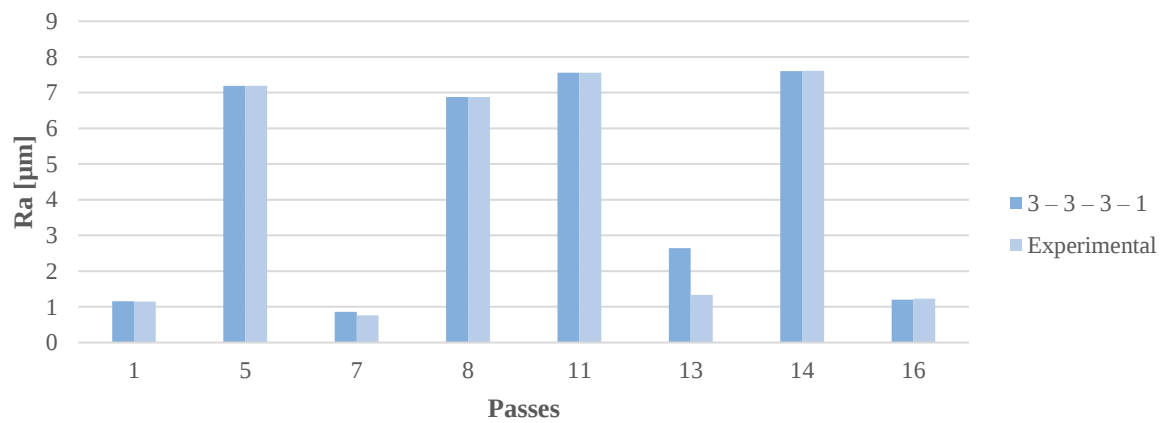
Gráfico 3 – Resultados de R_a experimentais e estimados pela RNA 3 – 2 – 2 – 1



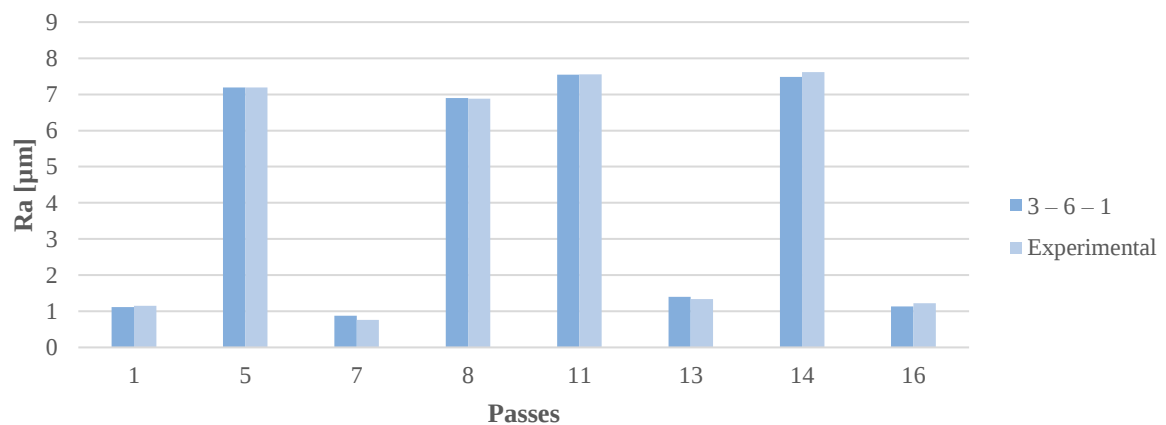
Fonte: Autoria própria

Gráfico 4 – Resultados de R_a experimentais e estimados pela RNA 3 – 3 – 1

Fonte: Autoria própria

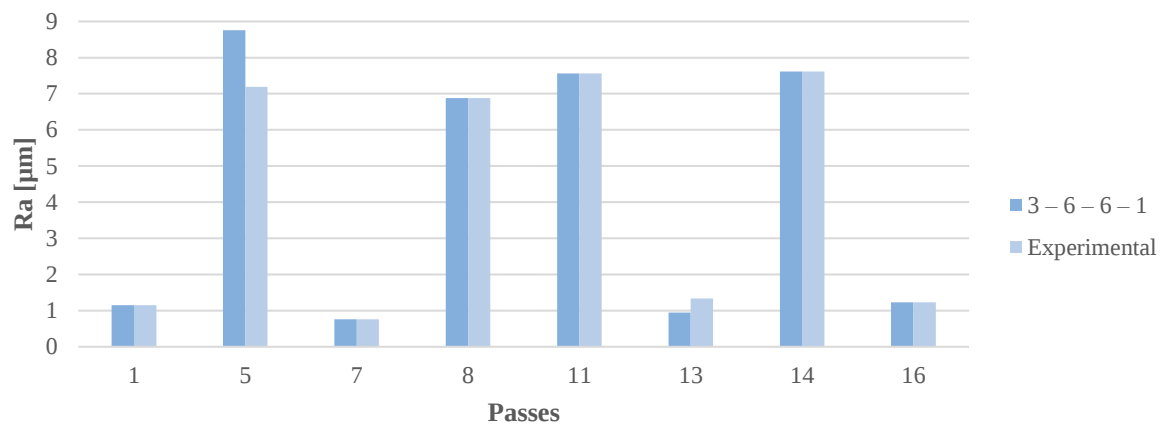
Gráfico 5 – Resultados de R_a experimentais e estimados pela RNA 3 – 3 – 3 – 1

Fonte: Autoria própria

Gráfico 6 – Resultados de R_a experimentais e estimados pela RNA 3 – 6 – 1

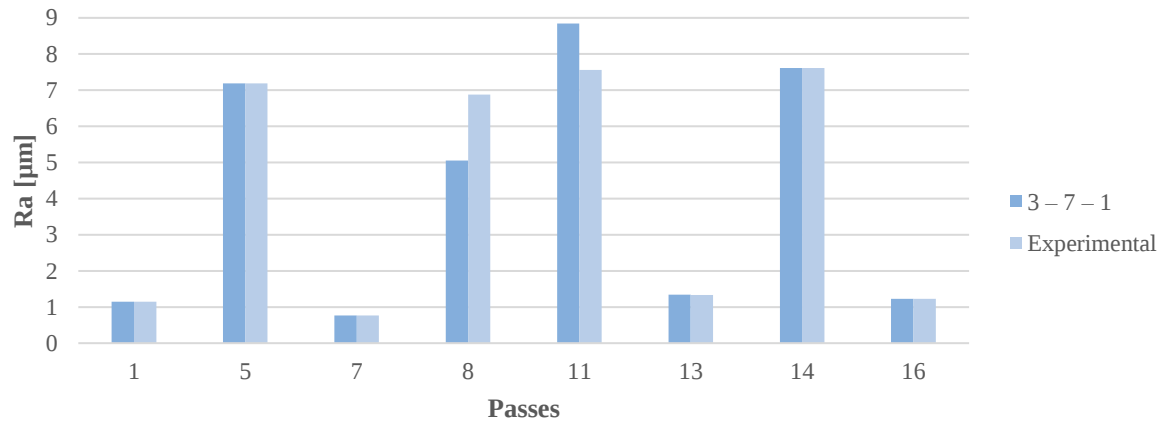
Fonte: Autoria própria

Gráfico 7 – Resultados de Ra experimentais e estimados pela RNA 3 – 6 – 6 – 1



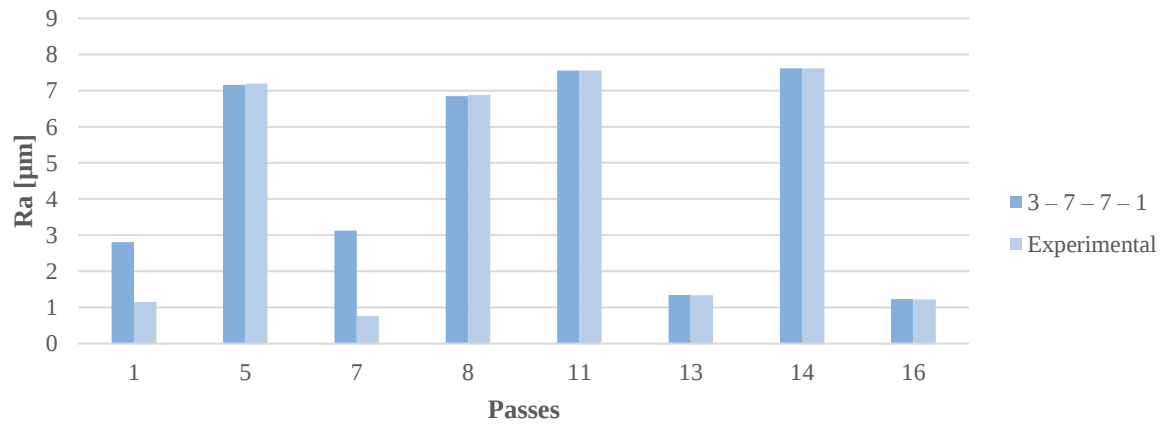
Fonte: Autoria própria

Gráfico 8 – Resultados de Ra experimentais e estimados pela RNA 3 – 7 – 1



Fonte: Autoria própria

Gráfico 9 – Resultados de Ra experimentais e estimados pela RNA 3 – 7 – 7 – 1



Fonte: Autoria própria

Para selecionar a rede que teve melhor desempenho foi desenvolvida a metodologia descrita na seção 4.3 deste trabalho. A Quadro 7 apresenta o erro médio quadrático (EMQ) e o coeficiente de correlação (r) calculado para cada conjunto de dados.

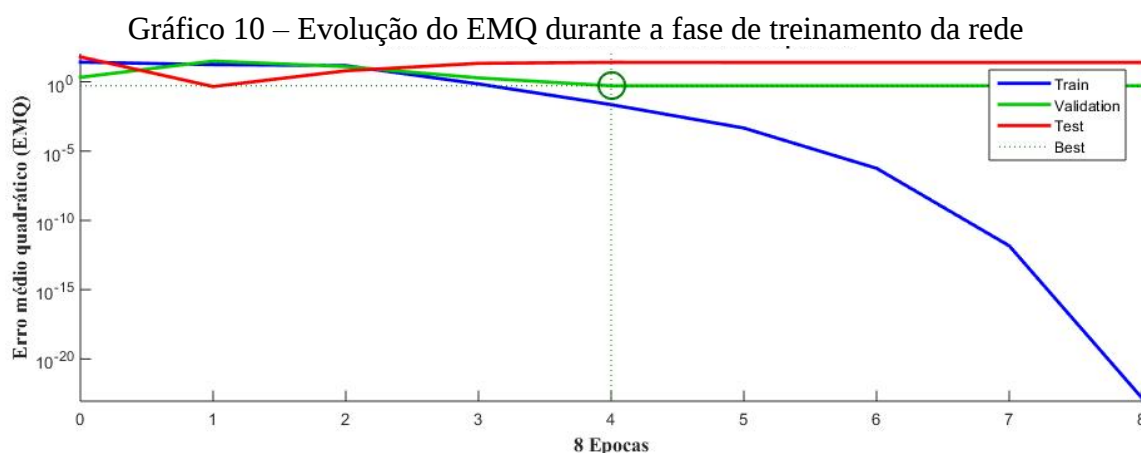
Quadro 7 – Resultados de rugosidade média para todas as condições de ensaios

RNA	EMQ	r
3 – 2 – 1	0,0096	0,9996
3 – 2 – 2 – 1	0,0014	0,9999
3 – 3 – 1	0,1361	0,9937
3 – 3 – 3 – 1	0,2160	0,9910
3 – 6 – 1	0,0055	0,9998
3 – 6 – 6 – 1	0,3245	0,9890
3 – 7 – 1	0,6255	0,9689
3 – 7 – 7 – 1	1,0456	0,9637

Fonte: Autoria própria

O critério de seleção baseia-se nos menores valores de EMQ e nos maiores valores de r . Assim, a partir dos dados descritos na Quadro 7, a topologia que apresentou os melhores resultados de estimação para R_a foi a arquitetura 3 – 2 – 2 – 1.

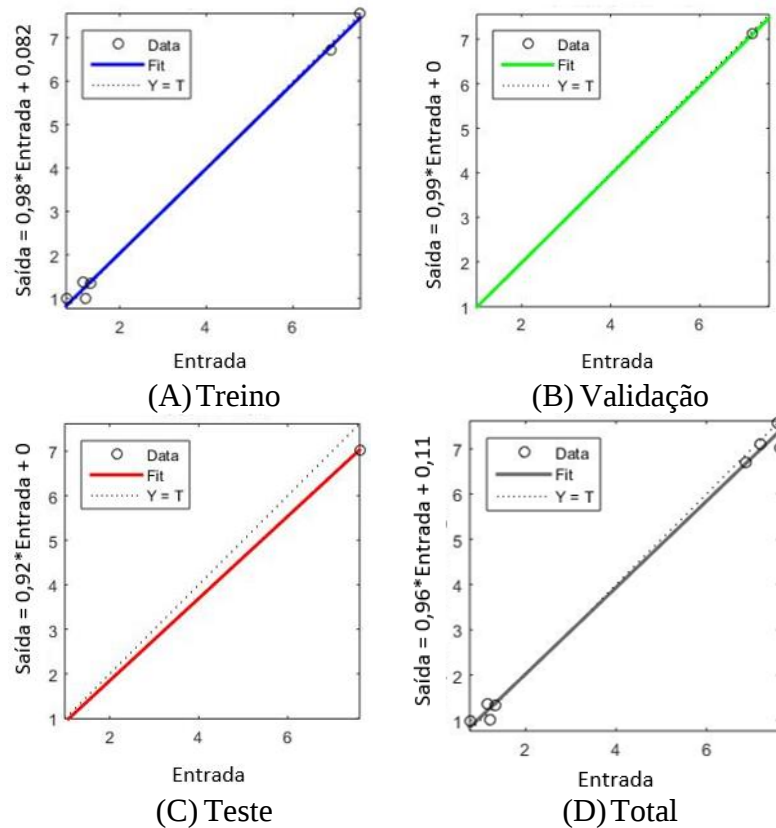
O Gráfico 10 apresenta a evolução do erro médio quadrático para os conjuntos de treino, validação e teste durante o treinamento da rede 3 – 2 – 2 – 1 em função do número de iterações. A partir da técnica de parada antecipada com base na validação cruzada, observa-se que o menor EMQ para o conjunto de validação ocorreu na quarta iteração, sendo neste instante em que o valor dos pesos e bia da rede são determinados, apresentou oito épocas de vida e em fase treinamento levou 7 segundos para processamento.



Fonte: Autoria própria

A Figura 27 apresenta o diagrama de dispersão entre os valores da rugosidade experimental e a rugosidade estimada pela 3 – 2 – 2 – 1. Pode-se observar um bom ajuste do modelo, visto que $r > 0,9$ para todo conjunto de dados (treinamento, validação, teste e total). Vale frisar que nesta Figura a dispersão apresentada é referente aos dados normalizados.

Figura 27 – Dispersão entre a R_a experimental e estimada



Fonte: Autoria própria

5.3 VALIDAÇÃO DO MODELO

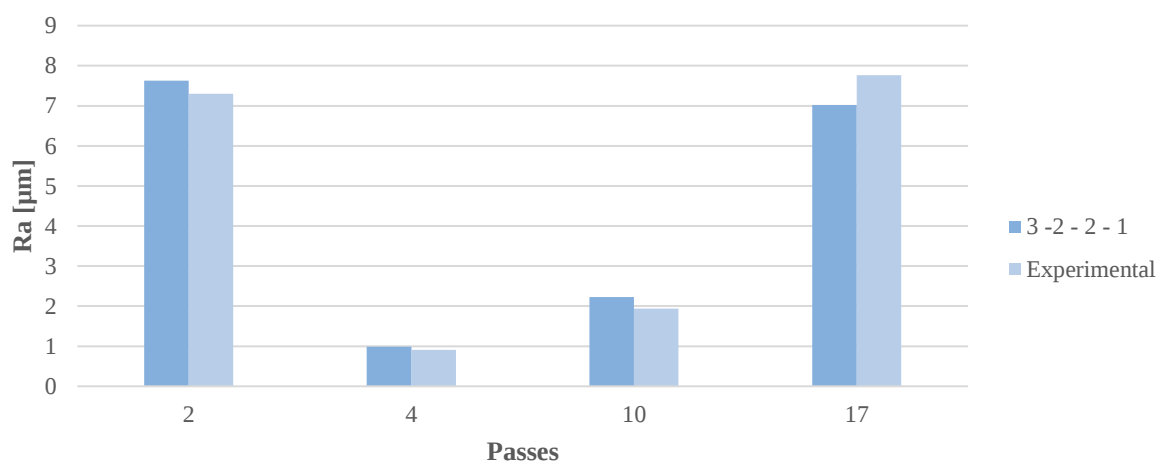
Após o modelo da RNA durante a fase de treinamento ter apresentado valores que podem ser considerados satisfatórios, houve o cuidado de uma melhor avaliação sobre a capacidade de generalização da rede. Dessa forma, utilizou-se os 30% dos dados experimentais (passes 2,4,10 e 17) que não foram utilizados na fase de treinamento da rede para verificar a capacidade de estimação do modelo. A Quadro 8 apresenta os valores experimentais obtidos, os valores estimados pela RNA e os erros percentuais correspondentes.

Quadro 8 – Resultados da validação da rede 3 – 2 – 2 – 1

Passe	R _{a-exp}	R _{a-RNA}	EP
2	7,3010	7,6236	4,42
4	0,9080	0,9920	9,25
10	1,9360	2,2278	15,07
17	7,7650	7,0163	9,64
EMP =			11,32

Fonte: Autoria própria

Conforme se observa na Quadro 8, foi obtido um erro médio percentual foi de 11,32% para a rugosidade, podendo ser considerado como um bom resultado, bem como se comparado ao visto no levantamento literário realizado por Hübner (2016). Dessa forma, confirmando uma boa capacidade de generalização da rede para predição da rugosidade. O Gráfico 11 ilustram o comparativo entre R_a experimental (tom de azul mais claro) e a estimada pela RNA (tom de azul mais escuro).

Gráfico 11 – Comparativo entre R_a experimental e a rede 3 – 2 – 2 – 1

Fonte: Autoria própria

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho teve como objetivo estimar os valores da rugosidade média (R_a) geradas no processo de torneamento cilíndrico externo da liga de alumínio 6351 via redes neurais artificiais. Para isso, foram consideradas como variáveis de entrada da rede a velocidade de corte (V_c), o avanço da ferramenta (f) e a condição de corte a seco ou com abundância de fluido de corte.

A RNA implementada foi do tipo preceptron de múltiplas camadas, onde a mesma se adequou ao problema proposto, sendo desenvolvida, treinada e simulada utilizando os recursos da Neural Network Toolbox, que é disponível no software MATLAB R2016b, em que a mesma apresenta uma estrutura adaptável e de fácil manipulação para definir os principais parâmetros da rede

Das topologias de rede estudadas, a que forneceu o melhor resultado (menor EMQ e maior r) foi a 3 – 2 – 2 – 1. A capacidade de estimação deste modelo foi avaliada utilizando novos dados de entrada que não foram utilizados na fase de treinamento da rede. A mesma apresentou um erro médio quadrático de 0,0014% e erro médio percentual na fase de validação de 11,32%, sendo estes considerados bons resultados.

Pode-se concluir a partir dos dados mostrados, que os modelos desenvolvidos neste trabalho são capazes de fazer boas estimações da rugosidade e mostra que as redes neurais artificiais são uma técnica poderosa para modelar as relações não lineares existentes entre as variáveis de entrada e saída do processo.

A partir do estudo das RNAs, observou-se que o campo de aplicação é muito amplo e muito diversa para situações em que se precisa fazer previsões e classificações de vários dados, sendo muito útil dentro da engenharia mecânica.

Como sugestão de trabalhos futuros fica, realizar novos experimentos para novas faixas dos parâmetros de entrada já adotado, complementar o modelo utilizando profundidade de corte, raio de ponta da ferramenta, desgaste de ferramenta e monitoramento de vibrações, bem como fazer um estudo com outras condições de aplicação de fluido de corte, como gotejamento ou pulverização.

Como também avaliar a eficiência do desenvolvimento da rede MPL em outras bibliotecas de código aberto como TensorFlowTM, PyTorch e Scikit-Learn em comparação ao NNToll, ferramenta em que este trabalho foi desenvolvida.

REFERÊNCIAS

ALUMICOPPER. **Informações técnicas alumínio 6351**. 2011. Disponível em: <http://www.alumicopper.com.br/pdf/aluminio/info-tec-alumi_aluminio_6351.pdf>. Acesso em: 27 ago. 2018.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 6162**: Movimentos e relações geométricas na usinagem dos metais. Rio de Janeiro: Abnt, 1989. 37 p.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR ISO 4287**: Especificações geométricas do produto (GPS) - Rugosidade: Método do perfil - Termos, definições e parâmetros da rugosidade. Rio de Janeiro: Abnt, 2002. 18 p.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR ISO 4288**: ESPECIFICAÇÕES GEOMÉTRICAS DO PRODUTO (GPS) - RUGOSIDADE: MÉTODO DO PERFIL - REGRAS E PROCEDIMENTOS PARA AVALIAÇÃO DE RUGOSIDADE. Rio de Janeiro: Abnt, 2008. 10 p.

BAJI, Dražen; CELENT, Luka; JOZIC, Sonja. Modeling of the Influence of Cutting Parameters on the Surface Roughness, Tool Wear and Cutting Force in Face Milling in Off-Line Process Control. **Strojniški Vestnik – Journal Of Mechanical Engineering**, [s.l.], v. 58, n. 11, p.673-682, 15 nov. 2012. Faculty of Mechanical Engineering. <http://dx.doi.org/10.5545/sv-jme.2012.456>.

BENARDOS, P. G.; VOSNIAKOS, G. C. Predicting surface roughness in machining: A review. **International Journal Of Machine Tools And Manufacture**, Zografou/GRC, v. 43, n. 8, p.833-844, jun. 2003. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0890695503000592>>. Acesso em: 05 jun. 2018.

BEZERRA, Sabrina Guimarães Tavares de Andrade. **Reservoir computing com hierarquia para previsão de vazões médias diárias**. 2016. 76 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Pós-graduação em Engenharia da Computação, Universidade de Pernambuco, Recife, 2016. Disponível em:

<https://www.researchgate.net/publication/307578398_Reservoir_Computing_com_Hierarquia_para_Previsao_de_Vazoes_Medias_Diarias>. Acesso em: 17 jul. 2018.

BHUSHAN, B., **Principles and Applications of Tribology**, John Wiley & Sons, Inc., New York, 1999.

BLACK, J. T., **Introdution to machining processes**. 9 ed. Nova York: ASM International, 1995.

BRAGA, Antônio de Pádua; CARVALHO, André Pnce de Leon F. de; LUDERMIR, Teresa Bernarda. **REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS: TEORIA E APLICAÇÕES**. S. I: Ltc, 2000.

COCOLO, Camila. **Implementação em FPGA de uma rede neural de hopfield**. 2015. 93 f. Tese (Doutorado) - Curso de Engenharia Elétrica, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2015.

COLACO, Geraldo Alves; MEDEIROS, Ithyara Dheylyle Machado de. **Análise da influência dos parâmetros de usinagem sobre a rugosidade no torneamento cilíndrico externo em corte a seco e com abundância de fluido de corte**. In: ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUCAO, 34º., 2014, Curitiba. **Anais**. Curitiba: ABEPRO, 2014. Disponível em: <http://www.abepro.org.br/biblioteca/enegep2014_TN_STO_196_109_23480.pdf>. Acesso em: 02 jun. 2018.

DAGNALL, H. **Exploring Surface Texture**, 2. Ed., Rank Taylor Hobson Ltd., England, 1986. DINIZ, Anselmo Eduardo; MARCONDES, Francisco Carlos; COPPINI, Nivaldo Lemos. **Tecnologia da usinagem dos materiais**. 8. ed. São Paulo: Artliber, 2013.

FAVAN, João Ricardo. **Utilização de redes neurais artificias aplicadas na discriminação de padrões de doenças florestais**. 2015. 86 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Mestrado em Ciências Florestais, Universidade Estadual Paulista “Julio de Mesquita Filho”, Botucatu, 2015. Disponível em: <<https://repositorio.unesp.br/bitstream/handle/11449/132129/000853211.pdf?sequence=1&isAllowed=y>>. Acesso em: 15 jul. 2018.

FERRARESI, D. **Fundamentos da Usinagem dos Metais**, 12^a ed. São Paulo. Edgard Blücher, 2006. 751p.

FRACARO, Janaina. **Rugosidade**. Londrina, 2014. Color. Disponível em: <http://paginapessoal.utfpr.edu.br/janainaf/metrologia/aulas/AULA_16.pdf/at_download/file>. Acesso em: 15 jun. 2018.

HAYKIN, S. **Redes neurais: princípios e prática**. Porto Alegre: Bookman, 900p. 2001.

HÜBNER, Henrique Butzlaff. **Estimação da rugosidade gerada no processo de fresamento frontal via redes neurais artificiais**. 2016. 125 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Mecânica, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2016. Disponível em: <<http://www.lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/141160/000992082.pdf?sequence=1>>. Acesso em: 03 jun. 2018.

LUDWIG JUNIOR, Oswaldo; MONTGOMERY, Eduard. **Redes neurais: Fundamentos e aplicações com programas em C. S. I: Ciência Moderna**, 2007. 125 p.

MACHADO, Alissom Rocha et al. **Teoria da usinagem dos materiais**. 2. ed. São Paulo: Blucher, 2009. 371 p.

MASCARENHAS, Rafael. **Torneamento e fresamento: quais os cálculos usados nesses processos?** 2013. Disponível em: <<http://cad.cursosguru.com.br/novidades/torneamento-fresamento-quais-calculos-usados-nesses-processo/>>. Acesso em: 05 jun. 2018.

MONTGOMERY, D. C., JENNINGS, C. L., KULAHCI, M., **Introduction to Time Series Analysis and Forecasting**, New Jarsey: John Wiley & Sons, 2009. 468 p.

NASCIMENTO, C. L., YONEYAMA, T., **Inteligência Artificial em Controle e Automação**, 1 Ed., São Paulo: Edgar Blücher, 218 p, 2000.

NUNES, L. T., **Análise estatística da influência dos parâmetros de corte na rugosidade no torneamento do aço microligado DIN 38MnSiVS5**. Dissertação (mestrado) em Engenharia Mecânica, FEMEC, Universidade Federal de Uberlândia, UFU, MG, 79 p. 2011.

RAJ, P. P.; PERUMAL, A. E.; RAMU P., Prediction of surface roughness and delamination in end milling of GFRP using mathematical model and ANN, **Indian Journal of Engineering & Material Sciences**, Vol. 19, pp. 107-120, 2012.

REIS, Alexandre Martins. **Influência do ângulo de posição secundária da ferramenta, raio de ponta e lubrificação na usinagem em presença de aresta postiça de corte**. 2000. 88 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Uberlândia, 2000. Disponível em: <<https://repositorio.ufu.br/bitstream/123456789/14802/1/ReisDISSPRT.pdf>>. Acesso em: 04 jun. 2018.

ROSA, C.L. **Torno e o processo de torneamento**. São Paulo: Universidade Estadual Paulista, 2007. Disponível em: <http://www2.sorocaba.unesp.br/professor/luizrosa/index_arquivos/OMA%20P1%20Torneamento.pdf>. Acesso em: 02 jun. 2018.

SANTOS, S. C.; SALES W. F.; **Aspectos Tribológicos da Usinagem dos Materiais**, 1ª ed. São Paulo; Editora Artliber Ltda, 2007.

SEHGAL, M. A. K., Application of artificial neural network in surface roughness prediction considering mean square error as performance measure, **International Journal of Engineering & Technical Research**, Vol. 1, No. 1, pp. 72-76, 2014.

SHAW, Milton C. **Metal Cutting Principles**. 2. ed. Oxford: Oxford Series, 1984.

SILVA, Gilvan Lima da (Ed.). **Mecatrônica: Metrologia**. 3. ed. São Paulo: Senai - SP, 2009. 266 p.

SILVA, Gleidson Leite da. **Desenvolvimento de rede neural de multicamadas para predição de parâmetros de soldagem**. 2018. 60 f. TCC (Graduação) - Curso de Ciência e Tecnologia, Universidade Federal Rural do SemiÁrido, Caraúbas, 2018.

TRENT, E. M. **Metal cutting**. 2 ed. Londres: Butterworths & Co., 1984.

ZHANG, G.; PATUWO, B. E.; HU, M. Y. Forecasting with artificial neural networks: the state of the art, **International Journal of Forecasting**, Vol. 14, pp. 35-62, 1998.

APÊNDICE A

N10 G291

N20 G2G40G90G95

N30 T00

N40 G54G0X200Z10

N50 T0601

N60 G96S150

N70 G92S500M3

N80 G0X51Z0

N90 G1X50F0.25

N95 G1 Z-110F0.25

N100 G0X51Z2

N115 G0X52Z0

N120 G75R2

N130 G75X47Z-110P3000Q11000F.1

N140 T00

N150 G54G0X195Z10

N160 T0701

N170 G96S150

N180 G0X48Z2

N190 G1Z-9F0.1

N200 G1Z-20F0.3

N210 G1Z-31F0.6

N220 G0X52

N240 G96S200

N250 G1X48F0.1

N260 G1Z-42

N270 G1Z-53F0.3

N280 G1Z-64F0.6

N290 G96S250

N300 G1Z-75F0.1

N310 G1Z-86F0.3

N320 G1Z-98F0.6

N330 G0X60

N340 G0Z10

N350 M30