



UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

HENRY PETERSON SCHARF

MONITORAMENTO DA CONDIÇÃO DE UMA BROCA ESCALONADA NO
PROCESSO DE FURAÇÃO UTILIZANDO ANÁLISE DE SINAIS, AQUISIÇÃO DE
IMAGENS E REDES NEURAIS

CURITIBA
2021

HENRY PETERSON SCHARF

MONITORAMENTO DA CONDIÇÃO DE UMA BROCA ESCALONADA
NO PROCESSO DE FURAÇÃO UTILIZANDO ANÁLISE DE SINAIS,
AQUISIÇÃO DE IMAGENS E REDES NEURAIS

Dissertação de mestrado apresentada como requisito parcial à obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Manufatura, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Manufatura, Setor de Tecnologia, Universidade Federal do Paraná.

Orientador: Prof. Dr. Dalberto Dias da Costa

CURITIBA
2021

Catálogo na Fonte: Sistema de Bibliotecas, UFPR
Biblioteca de Ciência e Tecnologia

S311m Scharf, Henry Peterson

Monitoramento da condição de uma broca escalonada no processo de furação utilizando análise de sinais, aquisição de imagens e redes neurais [recurso eletrônico] / Henry Peterson Scharf – Curitiba, 2021.

Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Manufatura, Setor de Tecnologia, Universidade Federal do Paraná.

Orientador: Prof. Dr. Dalberto Dias da Costa

1. Engenharia de manufatura. 2. Aprendizagem de máquina. I. Costa, Dalberto Dias da. II. Universidade Federal do Paraná. III. Título.

CDD 629

Bibliotecária: Vilma Machado CRB-9/1563



TERMO DE APROVAÇÃO

Os membros da Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação ENGENHARIA DE MANUFATURA da Universidade Federal do Paraná foram convocados para realizar a arguição da Dissertação de Mestrado de **HENRY PETERSON SCHARF** intitulada: **MONITORAMENTO DA CONDIÇÃO DE UMA BROCA ESCALONADA NO PROCESSO DE FURAÇÃO UTILIZANDO ANÁLISE DE SINAIS, AQUISIÇÃO DE IMAGENS E REDES NEURAIS**, sob orientação do Prof. Dr. DALBERTO DIAS DA COSTA, que após terem inquirido o aluno e realizada a avaliação do trabalho, são de parecer pela sua APROVAÇÃO no rito de defesa.

A outorga do título de mestre está sujeita à homologação pelo colegiado, ao atendimento de todas as indicações e correções solicitadas pela banca e ao pleno atendimento das demandas regimentais do Programa de Pós-Graduação.

Curitiba, 10 de Dezembro de 2021.

Assinatura Eletrônica

16/12/2021 10:31:54.0

DALBERTO DIAS DA COSTA

Presidente da Banca Examinadora

Assinatura Eletrônica

13/12/2021 17:04:56.0

ALISSON ROCHA MACHADO

Avaliador Externo (PONTIFICA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO PARANA)

Assinatura Eletrônica

12/12/2021 10:05:39.0

HERALDO NÉLIO CAMBRAIA

Avaliador Externo (UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ)

AGRADECIMENTOS

Agradeço à Deus, por me dar saúde para execução desse estudo.

À minha família pela compreensão na ausência nos dias de sábado, domingo e feriados durante meses.

A empresa Robert Bosch LTDA por fornecer todos os recursos necessários para a execução do trabalho.

Aos meus colegas de trabalho que me ajudaram a desenvolver a solução aqui apresentada.

Ao meu orientador professor Dr. Dalberto Dias da Costa.

A todos que de alguma forma tiveram uma participação no desenvolvimento deste trabalho.

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho a minha esposa Tamires Rosa Alves Scharf, ao meu filho Enzo Alves Scharf, a minha mãe Ana Maria S. Scharf e ao meu falecido pai José Scharf, **a base de toda minha formação.**

RESUMO

Grande parte dos produtos fabricados por meio de processos de usinagem passam em algum momento por um processo de furação. Porém a usinagem de furos complexos pode ser considerada um gargalo, uma vez que o baixo avanço e as sucessivas trocas de ferramentas aumentam o tempo de produção. Por isso o uso de ferramentas combinadas, comumente chamadas de brocas escalonadas, é uma prática recorrente para diminuir essa desvantagem, principalmente na produção de grandes lotes. Porém sua geometria mais complexa, relativamente a uma broca não escalonada, tem influência na sua vida útil, normalmente a quebra de cavaco é deficiente e o desgaste ocorre de diferentes maneiras ao longo das arestas de corte, tornando o controle de vida uma tarefa não trivial. Além dessa preocupação, hoje as empresas metalmeccânicas enfrentam a necessidade de adequar seus sistemas de produção para se tornarem aderentes ao ambiente da Indústria 4.0, o que exige o acompanhamento das atividades de manufatura em tempo real incluindo, é claro, o monitoramento da vida útil da ferramenta. Para cumprir esse desafio, uma etapa importante é a seleção e avaliação de sensores capazes de adquirir dados relevantes a serem empregados na avaliação direta e indireta da deterioração desse tipo de ferramenta complexa. Neste contexto o presente trabalho propõe a avaliação da eficácia da utilização de Redes Neurais Artificiais, através das técnicas de aprendizado de máquina e aprendizado profundo, para determinação do fim de vida de uma broca escalonada fabricada em metal duro, com diâmetros aproximados de 18 e 24 mm fabricada em metal duro, utilizando três técnicas de coleta de sinais. A metodologia proposta consistiu em um sensor de corrente e um acelerômetro próximo ao fuso principal e uma câmera CMOS de alta resolução próxima ao magazine de ferramentas. A partir dos resultados alcançados até o momento, é possível argumentar que as imagens de alta qualidade das arestas de corte da broca puderam ser capturadas sem interferir nas operações de usinagem. Além disso, observou-se que os sinais brutos da aceleração RMS de vibração, nas faixas de rotação da ferramenta, apresentaram uma correlação de 82% em relação a vida útil da broca. Porém somente após a extração das características estatísticas de todos os sinais coletados foi possível o atingimento da máxima acurácia para os dados, 95%. A principal conclusão deste trabalho foi que os dados desses três métodos avaliados podem ser integrados para desenvolver um sistema autônomo, que pode decidir o momento correto para trocar ferramentas complexas como a broca investigada neste trabalho, chegando a uma acurácia global de 96%.

Palavras-chave: Broca escalonada. Aprendizagem de máquina. Aprendizagem profunda. Dados de máquina. Imagem da ferramenta.

ABSTRACT

Most products manufactured through machining processes go through a drilling process at some point of the production chain. However, machining complex holes can be considered a bottleneck, since the low feed and successive tool changes increase production time. Therefore, the use of combined tools, commonly called step drills, is a recurrent practice to reduce this disadvantage, especially in large batch production. However, its more complex geometry, relative to a non-stepped drill, has an influence on its useful life, normally the chip breaking is deficient, and the wear occurs in different ways along the cutting edges, making the life control a non-trivial task. In addition to this concern, metal-mechanical companies today face the need to adapt their production systems to become adherent to the Industry 4.0 environment, which requires monitoring of manufacturing activities in real time, including, of course, monitoring the useful life of the tool. To meet this challenge, an important step is the selection and evaluation of sensors capable of acquiring relevant data to be used in the direct and indirect evaluation of the deterioration of this type of complex tool. In this context, the present work proposes the evaluation of the effectiveness of the use of Artificial Neural Networks, through machine learning and deep learning techniques, to determine the end of an carbide step drill, with 18 to 24 mm outside diameter, life using three signal acquisition techniques. The proposed methodology consisted of a current sensor and an accelerometer near the main spindle and a high-resolution CMOS camera near the tool magazine. From the results achieved so far, it is possible to argue that high quality images of the drill edges can be captured without interfering with the machining operations. Furthermore, it was observed that the raw signals of the vibration RMS acceleration, in the tool rotation ranges, presented a correlation of 82% in relation to the drill life. However, only after extracting the statistical characteristics of all collected signals was possible to reach the maximum accuracy for the data algorithm, 95%. The main conclusion of this work was that the data from these three evaluated methods can be integrated to develop an autonomous system, which can decide the right time to exchange complex tools like the drill investigated in this work, reaching an overall system accuracy of 96%.

Key words: Step drill. Machine learning. Deep learning. Machine data. Tool image

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Tipos de brocas.....	18
Figura 2 - Partes básicas de uma broca helicoidal.....	19
Figura 3 - Principais ângulos de uma broca helicoidal.....	20
Figura 4 - Grandezas de corte.....	21
Figura 5 - Exemplos de configurações de brocas escalonadas.....	22
Figura 6 - Broca escalonada <i>subland</i>	22
Figura 7 - Forças de corte presentes na furação.....	23
Figura 8 - <i>Chatter</i> no fundo de um furo brocado.....	26
Figura 9 - Variação da espessura do cavaco causado pela vibração auto-excitada.....	27
Figura 10 - Causas de desgaste na usinagem.....	28
Figura 11 - Tipos de desgaste em uma broca helicoidal.....	29
Figura 12 - Tipos de cavaco vs. efeito positivo na usinagem.....	30
Figura 13 - Influências no comportamento da vida útil de uma ferramenta.....	31
Figura 14 - Curvas de desgaste.....	32
Figura 15 - Aumento da corrente média do eixo árvore em função de desgaste.....	33
Figura 16 - Gráfico de amplitude da vibração em um processo de furação.....	33
Figura 17 - Aumento da vibração em função da vida útil de uma broca.....	34
Figura 18 - Formato do cavaco ao longo da vida útil no processo de furação.....	34
Figura 19 - Distribuição de temperaturas e geração de calor na aresta de corte em um processo de usinagem.....	35
Figura 20 - Evolução do desgaste de uma broca helicoidal:.....	36
Figura 21 - Esquema de montagem da câmara.....	38
Figura 22 - Relação entre IA, AM e AP.....	44
Figura 23 - Funcionamento <i>Max Pooling</i>	48
Figura 24 - Comparação classificação RNC e segmentação U-Net.....	49
Figura 25 - Matriz de confusão.....	49

Figura 26 - Visão geral das etapas do sistema como um todo.....	52
Figura 27 - Etapas do projeto.	53
Figura 28 - Condicionador de sinais VSE100.....	54
Figura 29 - Sistema para fotografar ferramentas no magazine do centro de usinagem	55
Figura 30 - Computador industrial para comunicação com a máquina de usinagem.....	56
Figura 31 - Estrutura do rótulo.	57
Figura 32 - Extração de características dos dados de máquina coletados.....	58
Figura 33 - Estrutura da primeira RNC para classificação das fotos.	59
Figura 34 - Estrutura RNC <i>U-Net</i> para segmentação das imagens.....	59
Figura 35 - Segmentos defeituosos anotados manualmente com polígonos de N pontos.....	60
Figura 36 - (a) desenho técnico do produto; (b) foto do perfil realizado na peça.....	61
Figura 37 - Pallet porta peças.....	62
Figura 38 - Motor diesel e posicionamento da bomba unitária.	63
Figura 39 - Broca escalonada de metal duro. (a) desenho técnico; (b) foto real	65
Figura 40 - Máquina Grob BZ 500	66
Figura 41 - Transformador de corrente, transdutor de corrente e acelerômetro.....	67
Figura 42 - Fixação do sensor de vibração.....	67
Figura 43 - (a) Transformador de corrente; (b) transdutor de corrente instalado.....	68
Figura 44 - Comparação entre fotos de topo feitas pelo sistema de visão vs. fotos MEV	69
Figura 45 - Fotos tiradas no interior da máquina e suas classificações.....	70
Figura 46 - Corrente do fuso porta ferramentas e corrente do motor de acionamento do eixo Z. ferramenta nova vs. ferramenta gasta	72
Figura 47 - Exemplo da influência do desgaste para faixa de frequência de 30 Hz.	73
Figura 48 - Mapa de ativação por classe	74
Figura 49 - Nova imagem concatenada.	75
Figura 50 - Imagem concatenada dividida em 11 partes.....	75
Figura 51 - Imagem original (a), segmento anotado manualmente (b), mapa de segmentação previsto pela U-Net (c) imagem prevista binarizada pela U-Net (d).....	76

Figura 52 - Matriz de confusão para RNC U-Net, apenas 1 segmento.....	76
Figura 53 - Matriz de confusão para U-Net considerando os 11 segmentos. (a) limiar de 0,995 e (b) limiar de 0,999.....	77
Figura 54 - Dados de máquina filtrados disponíveis no banco de dados.....	78
Figura 55 - Acurácia dados crus e vetor de características estatísticas.....	79

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Classificações do estado da ferramenta.....	61
Tabela 2 - Composição química especificada para o material das peças de teste.....	63
Tabela 3 - Condições de corte da ferramenta.....	64
Tabela 4 - Quantidade de pontos coletados por tipo de sinal.....	73

LISTA DE SIGLAS

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
AM	Aprendizagem de máquina
AP	Aprendizagem profunda
CMOS	<i>Complementary Metal Oxide Semiconductor</i>
CNC	<i>Computerised Numerical Control</i>
CLP	Controlador lógico programável
CSV	<i>Comma-Separated Values</i>
DIN	<i>Deutsches Institut für Normung</i>
Dr.	Doutor Eng. Engenheiro
et al.	e outros
FFT	<i>Fast Fourier Transform</i>
HRC	Unidade de dureza Rockwell na escala C
IA	Inteligência artificial

IDE	<i>Integrated developent enviroment</i>
KNN	<i>K-Nearest neighbours</i>
MEV	Microscópio eletrônico de varredura
MFPD	Máquina, ferramenta, peça e dispositivo de fixação
MLP	<i>Multilayer Perceptron</i>
PSD	Densidade de potência espectral
PVD	<i>Phisical vapor deposition</i>
RMS	<i>Root Mean Square</i>
RNA	Rede Neural Artificial
RNC	Rede Neural Convolucional
SAE	<i>Society of Automotive Engineers</i>
STFT	Transformada de Forier de curta duração
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
TiNAI	Nitreto de Titânio e Alumínio
UFPR	Universidade Federal do Paraná

LISTA DE SÍMBOLOS

a_p	Profundidade de corte
R_z	Rugosidade da superfície média
VB	Largura média de desgaste de flanco ou incidência
KT	Desgaste de cratera
VB_{cl}	Desgaste da aresta transversal (largura)
VB_c	Desgaste de quina
VB_{mg}	Desgaste de guia
VB_{max}	Largura máxima de desgaste de incidência ou flanco
V_c	Velocidade de corte
f	Avanço
F_c	Força de corte

F_f	Força de avanço
F_p	Força passiva
A	Ampere
mA	Miliampere
V	Volts
mV	Milivolts
mm	Milímetro
R^2	Coeficiente de determinação
Hz	Hertz

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	14
1.1. CONTEXTUALIZAÇÃO.....	14
1.2. FORMULAÇÃO DO PROBLEMA.....	14
1.3. JUSTIFICATIVA.....	15
1.4. OBJETIVO GERAL.....	15
1.5. OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	16
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	17
2.1. Importância do processo de furação	17
2.2. Cinemática e geometria de brocas na furação	18
2.2.1. Tipos de brocas	18
2.2.2. Geometria de brocas helicoidais.....	19
2.2.3. Principais ângulos das brocas helicoidais	20
2.2.4. Parâmetros e grandezas de corte	21
2.2.5. Brocas escalonadas empregadas na furação.....	21
2.2.6. Produtividade da furação combinada	23
2.3. Esforços e potência de corte na furação	23
2.4. Vibrações na furação	25
2.5. Deterioração de brocas.....	28
2.5.1. Formas de desgaste.....	29
2.6. Forma do cavaco e técnica para seu controle.....	29
2.6.1. Formação do cavaco na furação com broca escalonada	30
2.7. Critérios para determinação do fim de vida de brocas.....	31
2.7.1. Influência do tempo nos critérios de fim de vida da ferramenta	36
2.8. Técnicas de aquisição de dados para monitoramento do fim de vida de brocas	
37	
2.8.1. Métodos diretos	37
2.8.2. Métodos indiretos.....	39
2.9. Pré-processamento e extração de características dos dados de máquina	
coletados para monitoramento da vida de brocas	40
2.9.1. Pré-processamento	40
2.9.2. Extração de características nos sinais coletados da furação.....	41
2.9.2.1. Métodos no domínio do tempo	41
2.9.2.2. Métodos no domínio da frequência	42
2.9.2.3. Métodos no domínio tempo-frequência	42

2.10.	Tomada de decisão sobre o fim de vida.....	43
2.10.1.	Etapas do sistema de condicionamento de ferramentas.....	43
2.10.2.	Técnicas de aprendizado de máquina para tomada de decisão.....	43
2.10.3.	Matriz de confusão.....	49
2.10.4.	Classificação para tomada de decisão com foco nos processos de furação	
	50	
3.	MATERIAIS E MÉTODOS.....	52
3.1.	Aquisição, pré-processamento e armazenamento de dados.....	53
3.1.1.	Filtragem e pré processamento dos sinais.....	54
3.1.1.1.	Configuração do condicionador de sinais para coleta dos sinais de vibração	54
3.1.1.2.	Configuração do condicionador de sinais para coleta dos sinais de corrente.....	55
3.1.2.	Aquisição de imagens.....	55
3.1.3.	Rotulagem e armazenamento dos dados.....	56
3.1.1.	Extração de características estatísticas dos dados de máquina.....	57
3.2.	Treinamento da RNA.....	58
3.3.	Validação.....	60
3.4.	Materiais utilizados.....	61
3.4.1.	Peça de estudo.....	62
3.4.2.	Condições de corte e especificações da ferramenta.....	64
3.4.3.	Máquina ferramenta.....	65
3.4.4.	Sensores.....	66
3.4.5.	Softwares.....	68
4.	RESULTADOS.....	69
4.1.1.	Instalação do sistema de visão embarcado em um centro de usinagem.	69
4.1.2.	Sistema de aquisição de dados e imagens para condicionamento do sinal	
	70	
4.1.3.	Treinamento da rede neural convolucional (RNC) para imagens.....	74
4.1.4.	Pré-processamento dos dados de máquina.....	77
4.1.5.	Classificador final para tomada de decisão do fim de vida.....	79
5.	CONCLUSÕES.....	81
6.	SUGESTÕES PARA PRÓXIMOS TRABALHOS.....	82
7.	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	83

1. INTRODUÇÃO

1.1. CONTEXTUALIZAÇÃO

Com o advento dos sistemas de manufatura modernos, e.g. Indústria 4.0, nos quais a produtividade deve ser elevada a níveis muito altos, os sistemas autônomos de produção fazem parte da solução planejada para esse cenário, que está sendo moldado e desenvolvido. Cada vez mais, com o objetivo de minimizar as perdas ou os tempos improdutivos nos sistemas de produção de larga escala, estão sendo desenvolvidos métodos de monitoramento da condição do processo de usinagem com intuito de minimizar a influência do fator humano, assim otimizando o uso dos recursos e reduzindo o custo por peça, pois esses sistemas permitem controlar características fundamentais de qualidade na produção de peças seriadas. (LAZI et al. 2014)

Existem dois métodos de medição da condição de ferramentas, são eles os métodos diretos e indiretos. Na medição direta, normalmente o processo tem que ser interrompido para a avaliação da condição da ferramenta utilizando um equipamento apropriado, fora da máquina de usinagem. O método indireto utiliza informações de sensores para o processamento dos sinais captados, correlacionando as grandezas físicas mensuradas à deterioração da ferramenta.

1.2. FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

A adoção de brocas escalonadas em processos de fabricação normalmente é justificada pela diminuição do tempo de corte necessário, assim aumentando a produtividade do processo. A utilização de brocas escalonadas, que são mais caras em relação as brocas simples, só é justificada para produção de grandes lotes, nos quais cada segundo de processo tem grande efeito no total de peças produzidas. Porém a adoção desse tipo de ferramenta tem influência no comportamento e desempenho do processo quando comparado a utilização de brocas simples, sem escalonados, principalmente na formação de cavaco e na maneira que ocorre o desgaste da ferramenta. Por isso a tomada de decisão sobre o momento correto para a substituição da ferramenta exige o investimento em sistemas de monitoramento e análise de dados automáticos, otimizando os custos produtivos e preservando a qualidade dos produtos.

1.3. JUSTIFICATIVA

A furação é um processo não linear que envolve muitas variáveis e que os fenômenos físicos e químicos que ocorrem ficam ainda mais complexos durante a vida da ferramenta (CRUZ et al., 2013). E esses fenômenos são ainda mais complexos para brocas escalonadas, devido à maior complexidade de sua geometria. Em ambientes fabris, nos quais o regime de produção muitas vezes impõe a formação de turnos de trabalho, nos quais diferentes times operam a máquina ferramenta, são adicionando fatores como: níveis de treinamento diferentes, experiência e *know-how* individual das pessoas envolvidos na operação. Com base nisso a tomada de decisão em relação ao momento ideal para troca de ferramentas de geometria complexa, baseando-se apenas pela experiência do operador da máquina ferramenta, não pode ser adotado como critério em um ambiente fabril de produção seriada de alto volume, pois a substituição da ferramenta, utilizando-se desse critério, de maneira geral ocorreria de duas formas, são elas:

Troca tardia, no caso de o operador não detectar, através da frequência de medição definida, que a ferramenta está com algum defeito, causando problemas de qualidade devido ao desgaste excessivo ou quebras abruptas.

Troca prematura, no caso de o operador trocar a ferramenta antes da vida útil real da mesma, elevando os custos produtivos pois a ferramenta em questão poderia produzir mais peças com qualidade.

Tendo em vista o cenário exposto acima, o desenvolvimento de técnicas automáticas para avaliação imediata da condição de ferramentas complexas são cada vez mais desejáveis para implementação de processos autônomos, e que atendam os altos níveis de qualidade requisitados, em ambientes fabris. (WEINGAERTNER et al. 2002).

1.4. OBJETIVO GERAL

O objetivo deste trabalho é aplicar um conjunto de técnicas de monitoramento, direto e indireto, e avaliar a sua acurácia na determinação automática do fim de vida de brocas escalonadas em um ambiente de produção seriada.

1.5. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Instalar, sem interferência no processo seriado, um sistema de visão em um centro de usinagem, com magazine de ferramentas, e avaliar a qualidade das imagens obtidas.

Instalar sensores de corrente e vibração em um centro de usinagem e avaliar se os dados por eles produzidos se correlacionam com a deterioração de uma broca escalonada.

Avaliar a utilização de algoritmos de aprendizagem profunda, mais especificamente, as redes neurais convolucionais (RNC), para a determinação da condição das ferramentas utilizando imagens capturadas de forma automática no interior da máquina de usinagem.

Aplicar técnicas de processamento de sinais, utilizando os dados obtidos, para o treinamento de um algoritmo de aprendizado de máquina para classificação da condição da ferramenta.

Avaliar técnicas de aprendizado de máquina para tomada de decisão em relação ao fim de vida da ferramenta, utilizando como entradas, as saídas dos algoritmos responsáveis por classificar as imagens e os dados de máquina coletados em relação a condição da ferramenta.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1. IMPORTÂNCIA DO PROCESSO DE FURAÇÃO

O aumento de demanda da população mundial por produtos mais eficientes, com mais utilidades combinadas e que poluam menos o meio ambiente, está levando o setor de manufatura moderno a se reinventar e ter maior agilidade para suprir essas necessidades. Diante desse cenário a usinagem é um processo importante para a fabricação desses produtos, porém este processo está ficando cada vez mais complexo para o atendimento dessas exigências e tendências do mercado. Estima-se que 15% do valor agregado nas cadeias produtivas de todos os produtos existentes é referente ao custo da usinagem (PARSIAN, 2018).

Os processos de usinagem podem ser classificados em convencionais e não convencionais. De um modo geral, essa classificação se baseia no tipo de energia que é aplicada na remoção. Nos casos dos convencionais, a energia é puramente mecânica e a remoção acontece por meio do cisalhamento e/ou fratura do material removido. Exemplos dessa classe são a furação, o fresamento, a retificação e o torneamento. Por outro lado, a usinagem é classificada como não convencional, quando a remoção ocorre pela aplicação de outros tipos de energia, tais como: a descarga elétrica (eletroerosão), a eletrolise (eletroquímica), a corrosão (remoção fotoquímica), a fusão por ondas eletromagnéticas (corte a laser) e a energia cinética (corte por jato d'água) (BLACK; KOHSER, 2017).

Em meio a esse cenário os processos de furação têm uma grande representatividade. Segundo Astakhov (2014), estima-se que 36% de todo tempo de usinagem gasto mundialmente seja para se fazer furos em peças. Dependendo das especificações de qualidade do produto, material da peça, máquina disponível e fatores econômicos, diferentes tipos de broca devem ser utilizados. A furação com brocas escalonadas tem grande importância econômica nos processos de furação, pois reduz o tempo de usinagem, porém a avaliação correta do fim de sua vida útil é delicada e normalmente carrega um grande coeficiente de segurança causando impactos econômicos negativos.

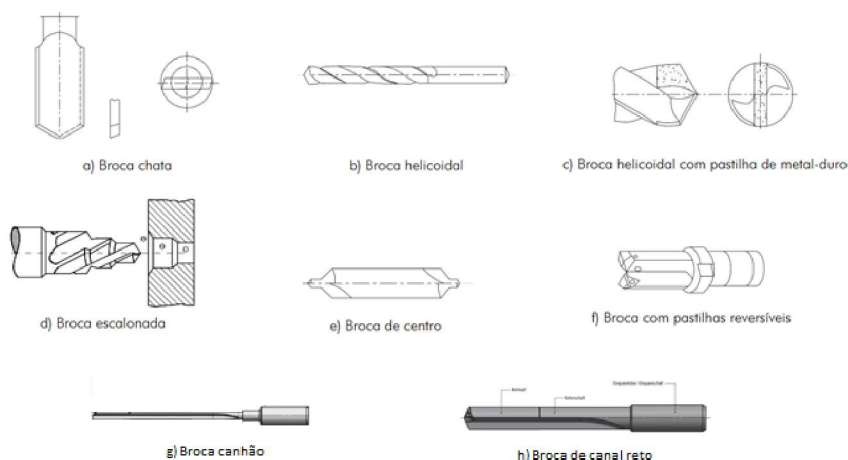
2.2. CINEMÁTICA E GEOMETRIA DE BROCAS NA FURAÇÃO

Segundo Stemmer (1995) e Bork (1995), as operações de furação são sempre realizadas sob condições relativamente severas, pois a velocidade de corte não é uniforme, é difícil para o fluido de corte atuar como lubri-refrigerante e a dificuldade para a evacuação dos cavacos para fora do furo. Além disso, ainda existe grande atrito entre as guias e o furo usinado.

2.2.1. Tipos de brocas

Segundo Stemmer (1995), de acordo com as características da furação desejada, tolerâncias, profundidade, medidas e volume de produção, podem ser empregados diferentes tipos de brocas. São elas: brocas chatas, brocas helicoidais, brocas escalonadas, brocas de centro, brocas helicoidais com pastilhas de metal-duro, brocas de insertos intercambiáveis e brocas ocas ou de trepanação. Dentre esses tipos, a broca helicoidal é a ferramenta mais utilizada. Os desenhos esquemáticos dessas brocas podem ser vistos na figura 1 (STEMMER, 1995; BOTEK, 2020).

Figura 1 - Tipos de brocas.

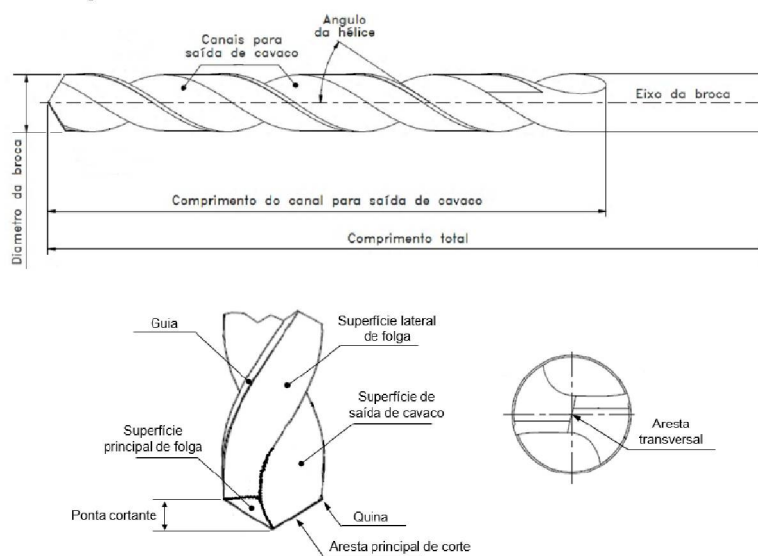


Fonte: adaptado de Stemmer (1995) e Botek (2020)

2.2.2. Geometria de brocas helicoidais

A nomenclatura das partes constituintes das brocas helicoidais é definida pela norma ABNT NBR ISO 5419 (2009): Brocas Helicoidais – Termos definições e tipos. De uma forma geral, uma broca helicoidal é composta de uma haste e uma parte cortante. Podem existir algumas variações geométricas, tais como ausência de rebaixo, haste cilíndrica ao invés de cônica, existência ou ausência de canais para refrigeração (MOCELLIN, 2002). A terminologia básica pode ser observada na figura 2.

Figura 2 - Partes básicas de uma broca helicoidal



Fonte: adaptado de ABNT NBR ISO 5419 (2009)

Canais para saída de cavaco: Um canal no corpo da broca, que, no cruzamento com a superfície principal de folga, forma a aresta principal de corte, permitindo a passagem dos cavacos, e a passagem do fluido de corte até a aresta principal de corte.

Aresta principal de corte: é a parte da aresta de corte que executa o corte do material, está posicionada no sentido do corte.

Aresta transversal: A quina formada pelo cruzamento das superfícies principais de folga.

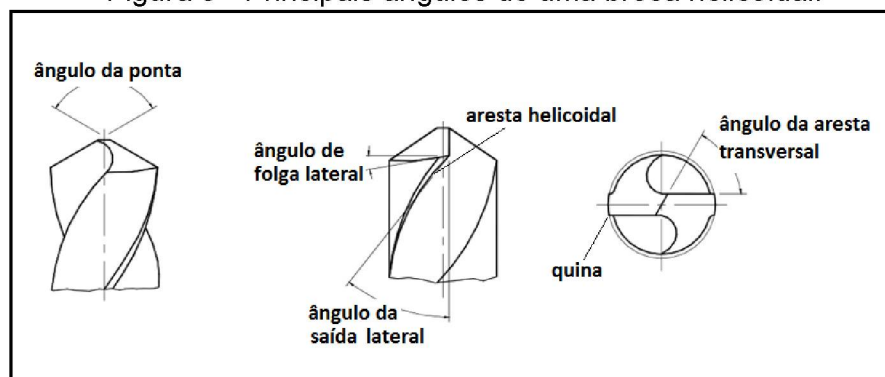
Guia: A superfície principal cilíndrica ou cônica da broca, localizada em seu diâmetro.

Núcleo: A porção central da broca, localizada em todo o comprimento entre os canais para saída de cavaco.

2.2.3. Principais ângulos das brocas helicoidais

Os principais ângulos, que têm a maior influência no desempenho, de uma broca helicoidal estão definidos na figura 3.

Figura 3 - Principais ângulos de uma broca helicoidal.



Fonte: adaptado de ABNT NBR ISO 5419 (2009).

Ângulo de ponta: Os dois ângulos formados pelo eixo da broca e a projeção da aresta principal de corte, em um plano passando pelo eixo da broca e paralelo a esta aresta de corte (ABNT NBR ISO 5419, 2009).

Ângulo de folga lateral: O ângulo entre a superfície principal de folga e um plano contendo a aresta de corte e a direção assumida do movimento principal no ponto de selecionado na aresta de corte, medido em um plano perpendicular ao raio do ponto selecionado. Este ângulo normalmente é especificado e medido na quina (ABNT NBR ISO 5419, 2009).

Ângulo de hélice: O ângulo entre a tangente da aresta helicoidal da guia e a linha do eixo. O ângulo da hélice pode ser classificado como normal, lento e rápido (ABNT NBR ISO 5419, 2009).

Ângulo da aresta transversal: O ângulo obtuso entre a aresta transversal e a linha da quina em relação à quina da aresta transversal correspondente. O ângulo é medido pela projeção em um plano perpendicular ao eixo da broca (ABNT NBR ISO 5419, 2009).

2.2.4. Parâmetros e grandezas de corte

Velocidade de corte (V_c) - é considerada como a velocidade instantânea no diâmetro externo da broca, na direção do sentido de corte da ferramenta. Seu valor é normalmente dado em m/min. (MOCELLIN, 2002).

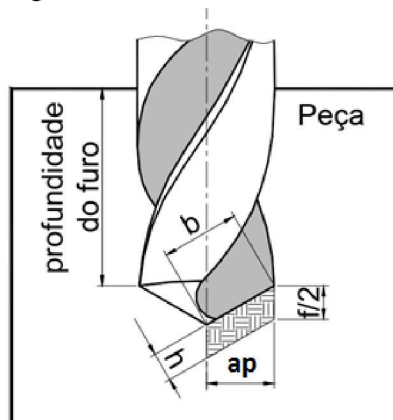
Avanço (f) - é o percurso de avanço em cada volta, pode ser dado em mm/revolução ou mm/min. (MOCELLIN, 2002).

Profundidade de corte (a_p) - Na furação em cheio, corresponde à metade do diâmetro da broca. Figura 4.

Largura de usinagem (b) - é a largura do cavaco a ser retirado, medido na superfície de corte, segundo a direção normal a direção de corte.

Espessura de usinagem (h) - é a espessura do cavaco a ser retirado, medida normalmente na superfície de corte. Figura 4.

Figura 4 - Grandezas de corte.



Fonte: Adaptado de Mocellin (2002).

2.2.5. Brocas escalonadas empregadas na furação

É comum existirem nas especificações de engenharia de um produto perfis de furação com diversas características combinadas, como chanfros, faces rebaixadas, cantos arredondados e outros detalhes, que devem ser produzidos com o menor custo possível, o que na maioria das vezes significa a menor quantidade de ferramentas possível, ou seja, com brocas que combinem estes diferentes perfis.

As ferramentas para esse tipo de operação são chamadas de brocas combinadas ou escalonadas. Denomina-se furação combinada o processo no qual a broca escalonada, executa um perfil com mais de um diâmetro simultaneamente. Tendo em vista essa definição, tem-se que essas furações poderão ter variantes (RODRIGUES, 2007).

As variações desse processo são: chanframentos, furações cônicas, arredondamento de cantos e rebaixos de perfis furados. Operações que tem importante participação relativa nos processos de usinagem. Existem também aplicações nas quais o perfil escalonado da broca, pode evitar rebarbas ou delaminações em chapas finas, feitas de materiais compósitos (SÁNCHEZ et al., 2019). A figura 5 mostra alguns exemplos de configurações de brocas escalonadas.

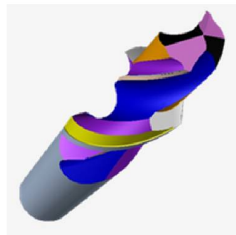
Figura 5 - Exemplos de configurações de brocas escalonadas.



Fonte: Rodrigues (2007)

Existe ainda mais uma variação na geometria de brocas escalonadas, chamada de *subland*, que funciona como se fosse a junção de duas brocas em uma, porém com os canais e guias separados para expulsão do cavaco, assim melhorando características de diâmetro e concentricidade entre os furos (STEPHENSON; AGAPIOU, 2016). A Fig. 6 mostra detalhes de uma broca *subland*.

Figura 6 - Broca escalonada *subland*.



Fonte: Aayudh (2021)

2.2.6. Produtividade da furação combinada

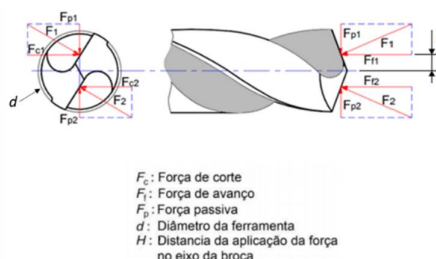
O custo da operação e a produtividade são fatores muito importantes na usinagem, pois em máquinas de produção em série, com grande quantidade de peças produzidas diariamente, uma pequena diferença no tempo de ciclo unitário pode ser muito relevante financeiramente. A produtividade de uma determinada peça pode ser calculada de diferentes maneiras. O critério no qual se deseja operar deve ser bem claro, mínimo custo ou máxima produção, para a correta definição do ferramental de usinagem para a fabricação de uma determinada peça. Os estudos feitos por Dos Reis et al. (2020) concluíram que o uso de uma broca de geometria especial, ao invés de broca e alargador, obteve uma redução de até 40% no tempo total de usinagem. Portanto, o conhecimento sobre os fatores que têm influência nos custos produtivos é fundamental para assegurar a competitividade na manufatura de componentes usinados. (NICOLAU et al., 2002).

2.3. ESFORÇOS E POTÊNCIA DE CORTE NA FURAÇÃO

As forças de usinagem que atuam durante o processo de furação podem ser designadas como, força de corte F_c , força de avanço F_z , força, passiva F_p e momento torçor M_z . (ASTAKOV, 2014; KLOCKE, 2010).

As forças de corte nos processos de furação, figura 7, são importantes para a determinação de vários fatores, são eles: condições ótimas de corte, avaliação das solicitações sobre a máquina-ferramenta, verificação de fenômenos que ocorrem na região de formação do cavaco, critério de usinabilidade de um material entre outros. (BORK, 1995).

Figura 7 - Forças de corte presentes na furação.



Fonte: Adaptado de Bork (1995)

Nos processos de furação, não se pode medir, diretamente, a força de corte. Diante disso, o mais usual é a medição do torque ou da potência elétrica ativa (WANG et al., 2019). No caso do torque, a medição pode ser feita, com grande exatidão, por meio de dinamômetros dedicados, vide, por exemplo, Kistler (2021). Por outro lado, a medição da potência elétrica ativa depende do comportamento do motor e caso exista, do sistema de transmissão. Basicamente, esse comportamento reflete a relação entre os esforços de corte e as perdas no sistema (motor e transmissão). Quanto maiores os esforços, maiores serão as perdas (MARQUES et al., 2015).

Considerando que a potência elétrica ativa (P_E) seja medida na entrada do motor, uma relação com o torque (T) e a rotação da broca (N) pode ser estabelecida, desde que o rendimento do sistema (η_g – motor e transmissão) seja conhecido, tal como definido pela Equação 1, onde P_E é dada em Watt, N em rpm e T em Nm.

$$P_E = \frac{T \cdot N}{9,549\eta_g} \quad (1)$$

Para um motor elétrico energizado por corrente alternada, com ligação trifásica em delta, a potência elétrica ativa (P_E) pode ser obtida pela medição da corrente (I), da tensão (V) e do fator de potência ($\cos \varphi$), tal como definido pela Equação 2 (KOSOW, 1979).

$$P_E = \sqrt{3}VI\cos\varphi \quad (2)$$

A tensão (V) varia muito pouco com o carregamento (esforços de corte). Por outro lado, tanto a corrente (I) como o fator de potência aumentam com o aumento do carregamento. Diante disso, a corrente elétrica pode ser utilizada como um bom estimador dos esforços de corte (torque). No processo de furação com broca escalonada, o torque varia em função do raio da broca (diferentes estágios), da sua geometria (ângulos de saída, inclinação, folga, hélice e ponta) das condições de corte (avanço e rotação) e, obviamente, com o material da peça (LAZAR e XIROUCHAKIS, 2011). Por conseguinte, o valor da corrente elétrica deverá ser máximo quando a broca alcançar o seu último estágio. Supondo que todas as condições sejam mantidas constantes, a corrente elétrica poderá ser utilizada no monitoramento da vida da broca, tal como proposto por Da Silva et al. (2020).

2.4. VIBRAÇÕES NA FURAÇÃO

Considerando que todo processo de usinagem sofre, invariavelmente, influência da rigidez proporcionada pelo sistema MFPD (Máquina, Ferramenta, Peça e Dispositivo de fixação), muitos autores se referem as vibrações em usinagem como um problema que ainda não foi totalmente superado. O nível tolerado de vibrações é o fator que deve ser ponderado para obtenção da maior vida útil da ferramenta, levando em conta o acabamento requerido. Operações de desbaste podem ter acabamentos mais grosseiros e por isso maiores níveis de vibração são tolerados, já operações de acabamento têm sua qualidade superficial influenciada, negativamente, por níveis de vibração mais altos (POLI, 2005; SANTOS, 2008).

Existem basicamente três tipos de vibrações possíveis de serem encontradas em processos de furação, são eles vibrações livres, forçadas e auto excitadas. As vibrações livres são causadas quando um sistema mecânico é excitado, assim saindo da sua condição de equilíbrio e após isso vibrando livremente por um período. Por exemplo a colisão de uma broca com o dispositivo de fixação da peça (SANTOS, 2008).

Existem ainda as vibrações forçadas que podem ser catastróficas para o sistema como um todo. Se uma frequência de excitação for muito próxima da frequência natural do sistema ou de seus harmônicos o resultando pode ser um acabamento ruim na peça ou até mesmo, nos casos extremos, a quebra da ferramenta. Segundo Pires (2011), as vibrações forçadas podem ser geradas por:

Vibrações devido à falta de homogeneidade do material da peça: a presença de regiões de diferentes durezas na peça causa, durante o processo de usinagem, pequenos choques que resultam em vibrações de baixa amplitude, mais conhecido como ruído.

Vibrações causadas pela própria máquina de usinagem: as vibrações são geradas por todos os componentes que têm movimento relativo no interior da máquina, seja ele de rotação ou translação.

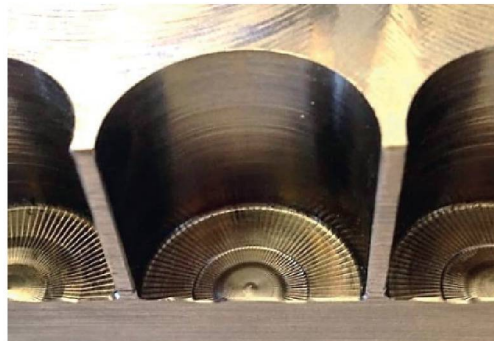
Vibrações causadas por corte interrompido: durante a usinagem de peças com corte interrompido, os impactos gerados pelas arestas de corte tocando no material, na condição de corte interrompido, geram vibrações.

Vibrações causadas por outras máquinas: são vibrações provenientes de outros equipamentos instalados na vizinhança, como: máquinas de usinagem, prensas, compressores, motores e etc. Estas vibrações são transmitidas pela estrutura do prédio

no qual a máquina de usinagem está instalada. Normalmente essas vibrações coincidem com alguma frequência natural do sistema por terem um amplo espectro, causando defeitos nos processos mais sensíveis, apesar desses ruídos serem normalmente de baixa amplitude.

Já as vibrações auto excitadas, são causadas por forças geradas pelo próprio sistema, tornando o processo instável, por isso são altamente indesejáveis em processos de furação (SANTOS, 2008). Este tipo de vibração, geralmente caracterizada por um alto ruído, é altamente prejudicial para a vida da ferramenta e acabamento superficial. Essas vibrações estão normalmente relacionadas a distúrbios ou variações no processo que podem causar forças de corte não uniformes, componentes de força em diferentes direções. A figura 8 mostra o acabamento gerado pelo efeito de uma vibração auto excitada do tipo *chatter* em um furo executado com uma broca helicoidal.

Figura 8 - *Chatter* no fundo de um furo brocado.

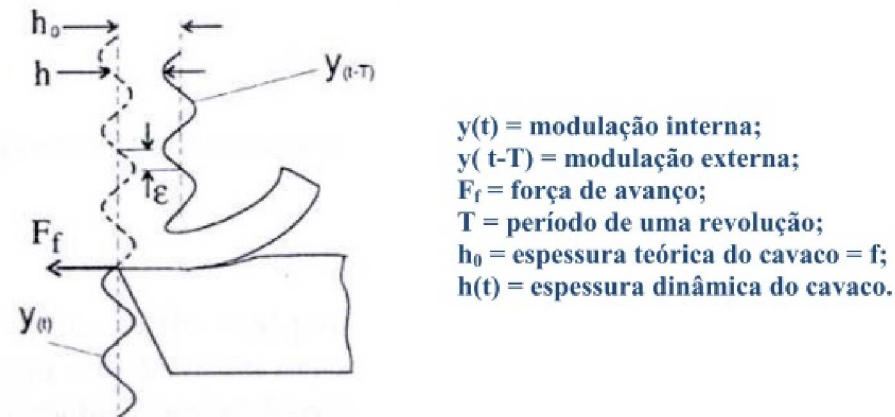


Fonte: Parsian (2018)

Os distúrbios provocados por uma vibração auto excitada, causando componentes de força durante a furação, atuam de maneira a amplificar as instabilidades iniciais, as vibrações aumentam e permanecem até o fim do processo de furação ou a quebra da ferramenta, nos casos mais críticos (PIRES, 2011).

Isso acontece devido a força de corte, durante a furação, gerar uma frequência de vibração estrutural do MFPD, formando uma superfície ondulada durante o movimento de rotação da ferramenta, o qual é removido pelo movimento de rotação posterior, que vai deixar outra superfície ondulada, fazendo com que a espessura do cavaco varie de acordo com a diferença de fase entre as ondulações, figura 9.

Figura 9 - Variação da espessura do cavaco causado pela vibração auto-excitada.



Fonte: adaptado de Altintas (2000)

Esse fenômeno pode levar ao crescimento exponencial da espessura do cavaco, dependendo do encaixe entre as fases de cada rotação, resultando na vibração regenerativa (SANTOS, 2008; POLLI, 2005; PARSIAN, 2018).

Para aumentar a estabilidade do processo de furação, o controle da vibração pode ser feito pelos modos passivo e ativo. No método passivo, o objetivo é aumentar a rigidez do sistema MFPD ou sua capacidade de absorver vibrações, isso normalmente é feito levando em conta as características mencionadas abaixo (WANG et al., 2010; PARSIAN, 2018).

- Comprimento em balanço da ferramenta deve ser o menor possível;
- Alterar o material da broca para aumentar o módulo de elasticidade;
- Alterar a massa da ferramenta para mudar a faixa de frequência;
- Alterar a rotação da ferramenta;
- Utilizar variação da velocidade do eixo árvore durante o processo;
- A peça deve ser adequadamente fixada em toda a sua dimensão, evitando o corte em áreas que não sejam apoiadas em relação às forças de corte aplicadas;
- Quando possível, o uso de uma geometria positiva da aresta de corte deve ser preferencial, o que faz reduzir as forças de corte e diminuir a amplitude da vibração.

Já no modo ativo as vibrações são monitoradas durante o processo e características relevantes podem ser alteradas, atuando de forma proporcional ao sinal de vibração captado. Existem vantagens e desvantagens de cada método, dentre elas pode-se considerar que no método passivo, por não necessitar de sensoriamento e controle de processo, normalmente é uma solução de menor custo. Porém o modo de

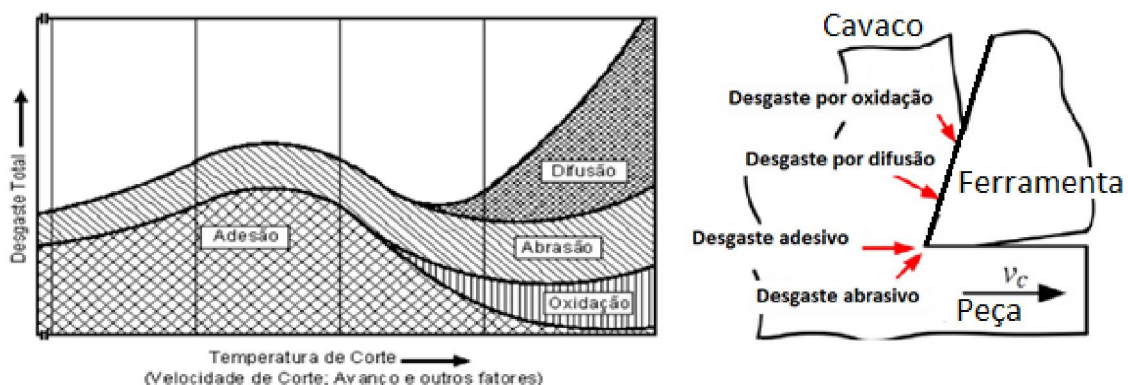
controle ativo, apesar de mais caro, pode ser mais abrangente e justificável na usinagem de componentes de alto custo (SANTOS, 2008).

2.5. DETERIORAÇÃO DE BROCAS

As ferramentas que utilizam revestimento buscam o equilíbrio entre as propriedades de tenacidade do substrato, dureza e resistência à temperatura da cobertura, assim resistindo à abrasão e ainda melhorando características relativas à inércia química. Os materiais para sua execução devem ter determinadas propriedades, sendo elas: dureza, tenacidade, resistência ao desgaste, resistência a compressão, resistência ao cisalhamento, fluência, resistência ao choque térmico e inércia química (AMORIM, 2002).

Devido às altas demandas térmicas e mecânicas, o desgaste de uma ferramenta se desenvolve relativamente rápido. Existem vários mecanismos causadores de desgaste que agem simultaneamente em uma ferramenta durante o processo de usinagem. Em algumas situações de processo os tipos de desgaste não podem ser analisados separadamente, pois ocorrem de maneira simultânea. Os principais tipos de desgaste são: abrasão mecânica, adesão, difusão e oxidação. A figura 10 mostra a combinação desses efeitos dependendo da temperatura de corte nas diferentes regiões da aresta de corte de uma broca.

Figura 10 - Causas de desgaste na usinagem.



Fonte: Adaptado de VIEREGGE, 1970, apud KÖNIG & KLOCKE, 1997.

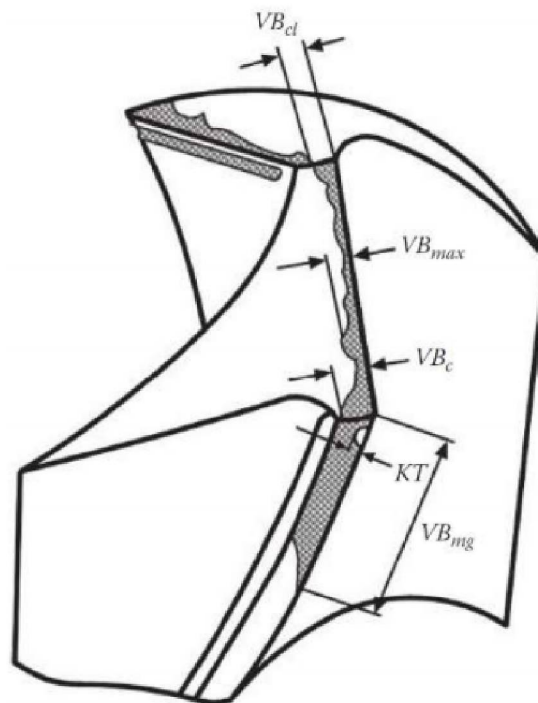
Em um processo normal de usinagem existem pelo menos três causas genéricas para a substituição de uma ferramenta. São elas: Lascamento, falhas

catastróficas e desgaste excessivo, de modo que afete a qualidade desejada para a peça a ser produzida.

2.5.1. Formas de desgaste

Em um processo de furação, os desgastes usualmente mensurados são os de flanco ou incidência (VB) e cratera (KT), sendo utilizados como critério para definir fim de vida útil da ferramenta. Entretanto, o desgaste pode também ocorrer na aresta transversal (VB_{cl}), na quina (VB_c) ou nas guias cilíndricas (VB_{mg}), como pode ser observado na figura 11. (ASTAKHOV, 2014).

Figura 11 - Tipos de desgaste em uma broca helicoidal.



Fonte: Astakhov (2014).

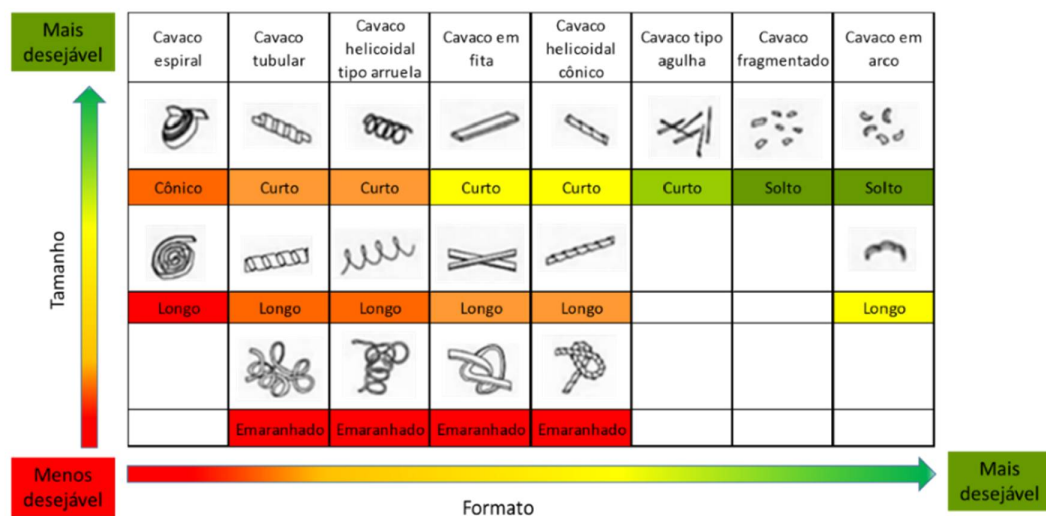
2.6. FORMA DO CAVACO E TÉCNICA PARA SEU CONTROLE

Normalmente, a formação do cavaco ocorre periodicamente conforme as seguintes etapas: recalque, deformação plástica, deslizamento e saída. O material da peça usinada, geometria da ferramenta e os parâmetros de corte são os principais

fatores que definem o tipo de cavaco gerado. Esse por sua vez pode ser contínuo, descontínuo ou segmentado (MACHADO et al., 2015).

A usinagem de diferentes materiais, formam diferentes tipos de cavacos. Cavacos longos podem acumular, em forma de ninho, na haste das brocas helicoidais dificultando a expulsão dos cavacos provenientes da furação, enquanto cavacos tipo fita aumentam o risco para operadores de máquinas, pois formam um emaranhado na área de usinagem, que deve ser retirado com uma certa frequência (SANTANA, 2015). A figura 12 exemplifica os tipos de cavacos segundo adaptação da norma (ISO 3685, 2017).

Figura 12 - Tipos de cavaco vs. efeito positivo na usinagem.



Fonte. Adaptado de ISO 3685 (2017).

2.6.1. Formação do cavaco na furação com broca escalonada

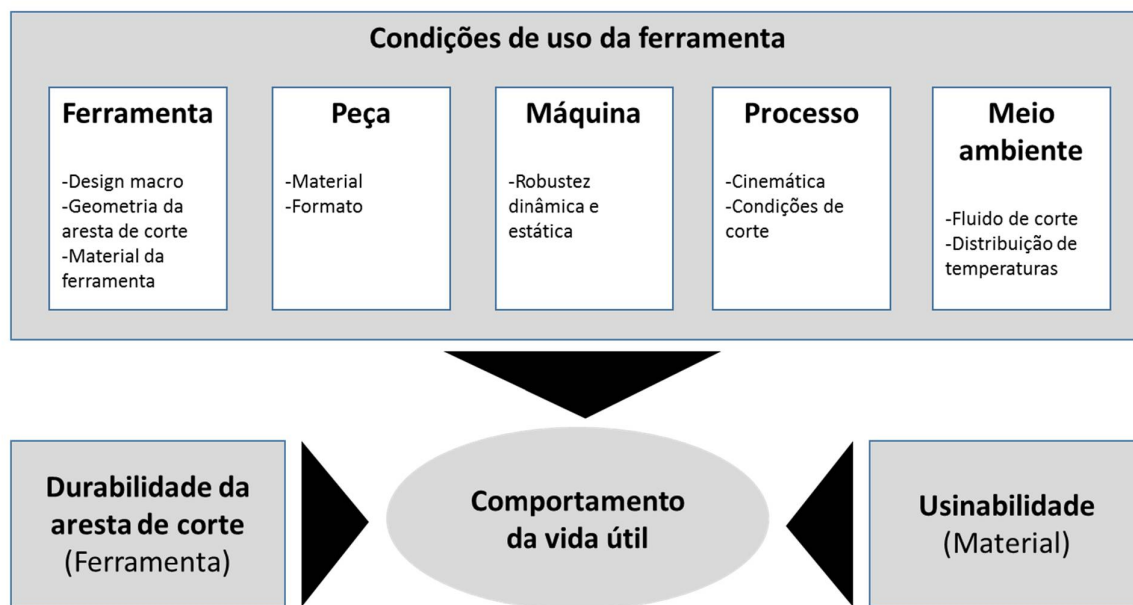
O estudo da formação do cavaco para a furação combinada tem grande importância, uma vez que a mudança de seção transversal da geometria escalonada irá gerar um cavaco com aspecto diferente daquele produzido por um furo feito com uma ferramenta de um único diâmetro. Esse aumento pode ser gradual (chanfros e cantos arredondados) ou súbito (rebaixos). O aumento gradual de área de corte ocorre quando a ferramenta realiza um chanfro ou um canto arredondado a uma velocidade de penetração igual ou menor do que aquela produzida pelo furo simples que antecedeu o perfil. Em muitos casos práticos, a velocidade é reduzida para que

aspectos dinâmicos, como a vibração, sejam minimizados. Logo, com velocidade e ângulo de posição menores, o cavaco gerado tende a se formar de maneira diferente, normalmente formando cavacos mais longos.

2.7. CRITÉRIOS PARA DETERMINAÇÃO DO FIM DE VIDA DE BROCAS

Define-se vida de uma ferramenta o tempo que ela trabalha efetivamente até perder a sua capacidade de corte, dentro de um critério previamente estabelecido (FERRARESI, 1970). Exemplos de critérios podem ser citados como segue: qualidade observada no produto usinado ou características de desgaste medidas na ferramenta, VB, KT, VBcl ou VBmg (KLOCKE, 2010). O colapso da ferramenta não pode ser aplicado como critério de fim de vida para processos produtivos seriados, pois essa opção iria aumentar o custo produtivo com refugos e novas ferramentas (BORK, 1995; DINIZ et al., 2006). A figura 13 abaixo mostra as influências possíveis no comportamento da vida útil de uma broca helicoidal.

Figura 13 - Influências no comportamento da vida útil de uma ferramenta.

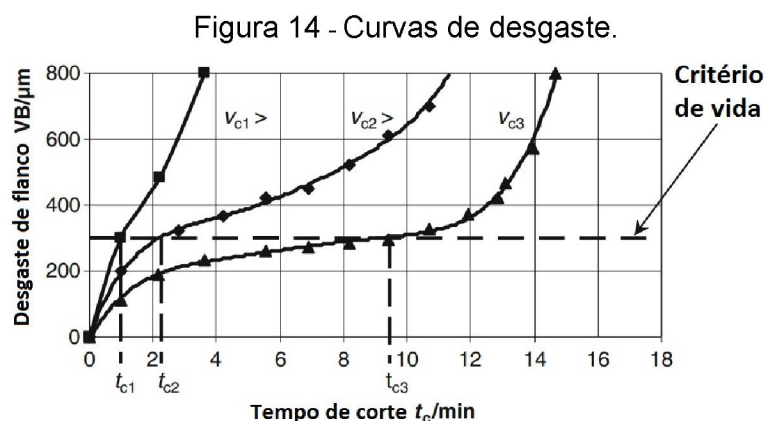


Fonte: adaptado de Klocke (2010).

O sistema de usinagem como um todo deve ser considerado para a definição da vida de uma ferramenta e durante essa avaliação as condições de uso devem ser mantidas constantes tanto quanto possível. Invariavelmente um critério será mais

relevante em relação a outros na determinação da vida. Abaixo são descritos alguns dos critérios.

Desgaste é normalmente utilizado como critério de fim de vida quando o material da broca tem uma boa resistência ao calor, como por exemplo o metal duro. Existem testes predefinidos e normalizados para avaliação do desgaste da ferramenta, mas basicamente esses testes variam um parâmetro de corte e medem o desgaste de flanco, traçando uma curva como a do gráfico da figura 14 (KLOCKE, 2010).

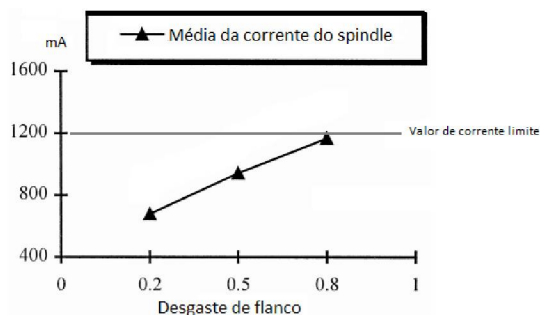


Fonte: adaptado de Klocke (2010)

O critério vida levando em conta o desgaste é definido e o tempo para o seu atingimento depende da velocidade de corte escolhida.

Torque pode ser utilizado como critério para determinação da vida da ferramenta, sua medição normalmente pode ser feita durante o processo de usinagem com auxílio de dinamômetros instalados na máquina, em ambientes laboratoriais. O torque aumenta proporcionalmente ao desgaste da ferramenta, no caso de quebras ou lascamentos mais pronunciados o seu valor aumenta de maneira abrupta evidenciando o problema. Em processos seriados a medição da corrente de alimentação do motor do fuso porta ferramentas, que é proporcional ao torque, pode ser utilizada, assim um limite máximo de corrente do motor do fuso porta ferramentas pode ser definido como critério de fim de vida. A figura 15 mostra a relação entre a corrente do motor do fuso porta ferramentas e o desgaste de flanco de uma ferramenta, no exemplo o valor de 1200 mA é o limite de corrente do motor da máquina que representa o desgaste de flanco máximo tolerável de 0,8 mm (KLOCKE, 2010).

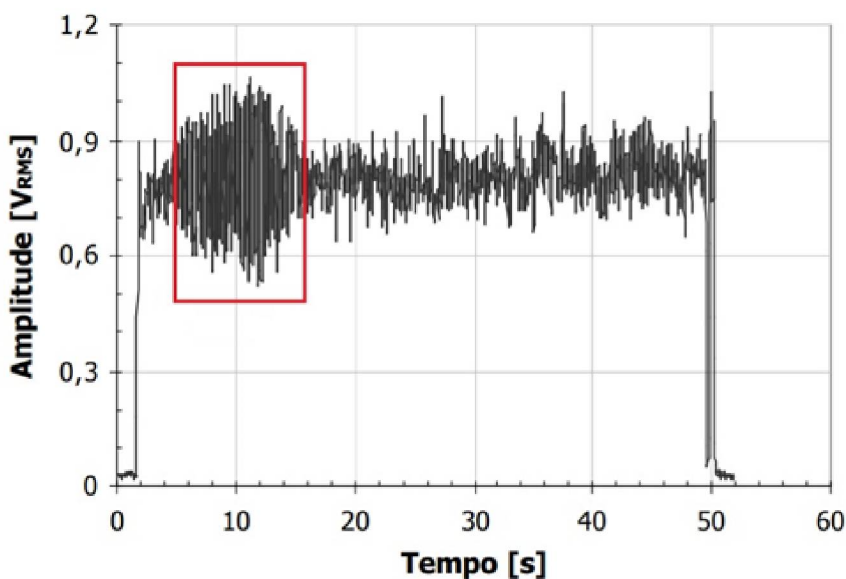
Figura 15 - Aumento da corrente média do eixo árvore em função de desgaste.



Fonte: Adaptado de Li; Tso (1999)

Vibração é um critério muito relevante para determinação da vida útil de uma ferramenta, pois a furação com brocas helicoidais depende de um sistema giratório que gera movimentos periódicos no sistema MFPD. Qualquer alteração nas condições de desgaste da ferramenta pode mudar sua distribuição de forças e gerar má qualidade do furo usinado, devido à vibração, quebra ou lascamento e até vibrações auto excitadas, nos casos mais graves. A figura 16 mostra um gráfico exemplificando o efeito da vibração auto excitada, na amplitude RMS do sinal de velocidade da vibração, durante uma operação de furação.

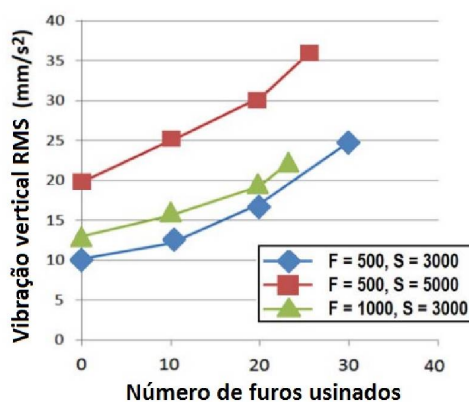
Figura 16 - Gráfico de amplitude da vibração em um processo de furação.



Fonte: adaptado de Souza (2004).

No caso de não ocorrerem vibrações do tipo auto excitadas, o espectro de frequências de uma ferramenta nova em relação a uma ferramenta no fim de vida útil pode oferecer uma maneira clara para avaliação do estado da ferramenta. Rafezi et al. (2012) mostraram que se compararmos as bandas de frequência excitadas durante a furação com uma broca no início e no fim da vida útil, algumas faixas de frequência, dependendo do sistema de furação, vão ser mais excitadas elevando o valor da vibração RMS global no fim da vida útil da ferramenta. A figura 17 exemplifica a mudança dos espectros de frequência de vibrações em relação a vida útil de uma broca.

Figura 17 - Aumento da vibração em função da vida útil de uma broca.



Fonte: adaptado de Rafezi et al. (2012)

Forma do cavaco é um modo prático para verificação do estado da ferramenta, pois a variação no formato do cavaco pode ser causada pelo aumento do desgaste de flanco da broca. No trabalho de Wolf (2019) foi evidenciado que de acordo com o desgaste da ferramenta o formato do cavaco se torna mais longo e menos ideal para o ambiente do chão de fábrica. A figura 18 mostra a variação do formato do cavaco em relação a vida útil de uma broca.

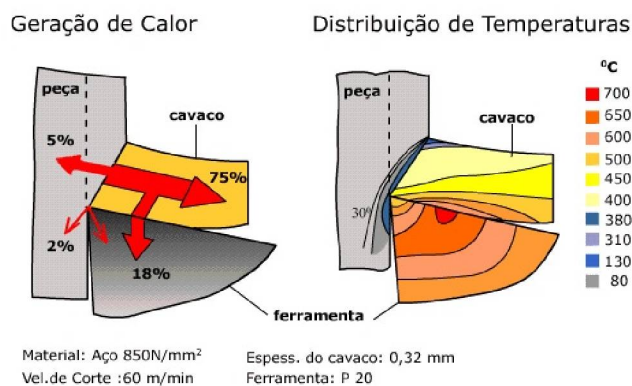
Figura 18 - Formato do cavaco ao longo da vida útil no processo de furação.



Fonte: adaptado de Wolf (2019)

Temperatura segundo Trent; Wright (2000) apenas 1% do trabalho feito para formar o cavaco é armazenado em forma de energia elástica, os outros 99% são responsáveis por transferir calor para o cavaco, ferramenta e a peça. A indicação mais simples para se perceber se existe excesso de temperatura na interface entre a ponta da ferramenta e a peça é a cor do cavaco gerado. Cerca de 75% do calor gerado pela usinagem, durante a furação, é direcionado para o cavaco, cuja temperatura pode ser utilizada como um termômetro do processo. Quando os cavacos são expelidos do furo em altas temperaturas, eles têm normalmente coloração amarronzada ou azulada, isso ocorre devido a formação de uma fina camada de oxido. A observação da mudança da coloração do cavaco, em função da temperatura, durante a usinagem, pode ser um critério simples para determinação da vida útil da ferramenta. Existem vários equipamentos com funções específicas para medição de temperatura, por exemplo pirômetros e câmeras térmicas. Porém, independentemente do método de medição utilizado, o aumento excessivo da temperatura do cavaco durante a vida da ferramenta indica a sua deterioração (Trent; Wright, 2000). A figura 19, mostra a distribuição de temperaturas na aresta de uma ferramenta.

Figura 19 - Distribuição de temperaturas e geração de calor na aresta de corte em um processo de usinagem.



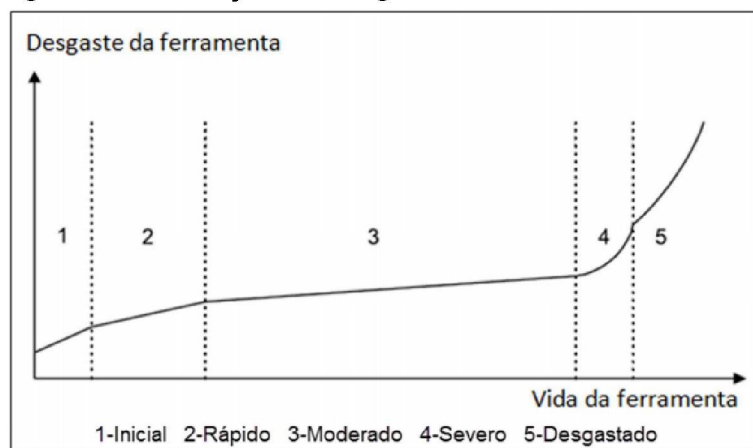
Rugosidade da superfície, de maneira geral, aumenta de acordo com o tempo de usinagem, tendo em vista que o desgaste de flanco VB é cada vez mais pronunciado, devido ao aumento do tempo de contato com a peça. Segundo Wolf (2019) esse fenômeno se deve ao aumento da temperatura durante a usinagem causando aceleração da deterioração da aresta de corte, assim aumentando a

rugosidade. Sendo assim a rugosidade pode ser considerada um parâmetro para definição da vida útil de uma broca.

2.7.1. Influência do tempo nos critérios de fim de vida da ferramenta

A forma com que as brocas se desgastam pode ser dividida em alguns estágios. Inicialmente o desgaste é rápido, devido à adequação natural ao sistema tribológico envolvido, seguido por um período, normalmente, linear e finalmente por uma aceleração abrupta, causando elevadas temperaturas na ponta da ferramenta e dependendo do tamanho do desgaste, as tensões geradas podem ocasionar sua quebra (MACHADO et al., 2015). No caso de brocas helicoidais o desgaste é um fenômeno progressivo e relativamente lento, enquanto o lascamento e a quebra da aresta principal de corte são normalmente catastróficos e acontecem de maneira muito rápida (ERTUNC; OYSU, 2004). A Figura 20 ilustra a típica evolução do desgaste em uma broca helicoidal.

Figura 20 - Evolução do desgaste de uma broca helicoidal.



Fonte: adaptado de Ertunc; Oysu (2004)

Nas fases 1 e 2, que representam o início da vida da ferramenta o aumento do desgaste de flanco é relativamente rápido, chegando até uma fase estável (3), na qual o desgaste é moderado e linear. Porém nas fases 4 e 5 todos os critérios para a determinação da vida de uma broca deixam de ser lineares. Portanto os critérios de fim de vida devem ser definidos de forma que o desgaste da broca, ao final do seu ciclo de utilização, ainda esteja na região de desgaste linear (3) e proporcional ao tempo, assim

tendo comportamento previsível. O coeficiente de segurança atribuído a vida da ferramenta, nos casos de uso em produções seriadas, deve ser inferido de forma que a ferramenta nunca ultrapasse a região 3, de desgaste linear.

2.8. TÉCNICAS DE AQUISIÇÃO DE DADOS PARA MONITORAMENTO DO FIM DE VIDA DE BROCAS

Nos processos seriados de usinagem, o monitoramento diário da condição da ferramenta, após a liberação de processo, é feito normalmente pelo próprio operador do equipamento de usinagem, que por sua vez procura acompanhar qualquer variação das condições de processo, atuando quando necessário para que essas variações não interfiram na qualidade das peças produzidas. Porém, em uma situação de produção seriada a máquina ferramenta pode produzir milhares de peças por dia, algumas vezes peças com geometrias complexas, utilizando brocas escalonadas, assim tornando a tarefa de avaliar a qualidade obtida muito mais difícil. Como vários fatores influenciam na vida de uma ferramenta, fatores esses já citados anteriormente, é praticamente impossível se utilizar uma ferramenta de maneira otimizada, durante uma produção seriada, sem o uso de recursos de monitoramento automáticos.

Existem dois métodos para avaliação do desgaste de uma ferramenta de corte, são eles: métodos diretos e métodos indiretos. (BYRNE, et al., 1995; COOK, 1980, AMBHORE et al., 2015; NATH, 2020)

2.8.1. Métodos diretos

Medem as características da ferramenta que está sendo utilizada na máquina de usinagem, fornecendo uma resposta bastante precisa em relação ao seu estado. Os métodos diretos não interferem no processo, porém são mais difíceis de serem aplicados à realidade da indústria, devido à dificuldade de se fazer as medições, normalmente este método requer a retirada da ferramenta da máquina para sua avaliação (ALEXANDRE, 2005) . A seguir são apresentadas as técnicas diretas mais utilizadas.

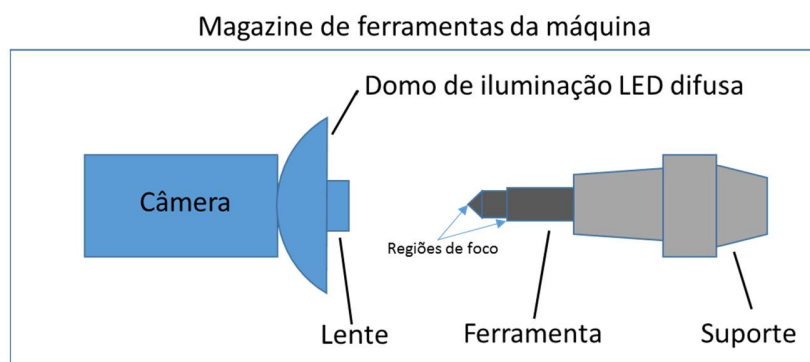
Apalpadores são os sistemas mais simples existentes para se medir o desgaste de brocas, porém são pouco precisos e seu funcionamento depende do

diâmetro da broca. Se a broca tiver um diâmetro muito pequeno em relação ao tamanho da ponteira de medição a avaliação será prejudicada. Esses sistemas sofrem grande influência do aumento da temperatura do suporte da ferramenta, e das condições da máquina ferramenta sendo mais utilizados para detecção de quebras abruptas ao invés do desgaste (DESCHAMPS, 2004).

Microscopia óptica é uma das maneiras mais utilizadas no chão de fábrica para avaliação do desgaste de ferramentas. Porém é necessário que a ferramenta seja retirada de máquina para ser avaliada. Normalmente os sistemas de iluminação disponíveis não são adequados para verificação da condição da ferramenta, pois existem muitos planos em profundidades e ângulos diferentes, fazendo com que ocorra o excesso de brilho na imagem prejudicando a avaliação dos operadores, transformando-a na maioria das vezes em uma avaliação muito mais subjetiva do que objetiva (DESCHAMPS, 2004).

Sistemas de visão envolve a detecção da imagem com sistemas de câmeras que são capazes de medir o desgaste da ferramenta. Muitos autores, como Gonc et al. (2019), Yu et al. (2017), Saeidi et al. (2014), Dutta et al. (2013) utilizaram sistemas de visão como método para verificação da condição de brocas. Uma desvantagem é que esses sistemas devem ser, normalmente, instalados fora da área de usinagem dos equipamentos, isso se deve as características hostis inerentes aos processos de furação como, vibração, fluido de corte, cavacos e névoa de óleo lubri-refrigerante que podem atrapalhar a qualidade das imagens aquisitadas e a avaliação do sistema de visão. A figura 21, mostra esquematicamente um exemplo de montagem de um equipamento para obtenção das imagens de brocas no interior do magazine de um centro de usinagem.

Figura 21 - Esquema de montagem da câmera



Fonte: O autor (2021)

O sistema de visão é composto pela câmera, lente, iluminação. Todos esses sistemas têm inúmeros parâmetros que devem ser ajustados de acordo com a condição específica do processo para que seja possível a obtenção de imagens com qualidade satisfatória no interior de um equipamento de usinagem (RAMZI et al., 2019).

2.8.2. Métodos indiretos

Se utilizam de uma relação entre os parâmetros monitorados e o estado da ferramenta para executar a avaliação do desgaste, porém esses métodos têm sempre um ruído embutido no sinal captado, que pode gerar erros de previsão. Normalmente o monitoramento do estado da ferramenta via medições indiretas pode ser facilmente aplicado durante a execução do processo, por exemplo no caso de medições de vibração, emissão acústica e corrente do motor (BYRNE, et al., 1995; COOK, 1980, AMBHORE et al., 2015; NATH, 2020). A seguir são apresentadas as principais técnicas indiretas utilizadas.

Emissão Acústica é a reação causada pela energia de deformação aplicada a um dado material. Os autores Heinemann; Hinduja (2012), Patra (2011), Gómez et al. (2010) mostraram que os sinais de emissão acústica podem ser utilizados para verificação do estado de brocas helicoidais. Porém o sinal de emissão acústica tem que ser amplificado, filtrado e pré-processado para que se possa utilizar o sinal e minimizar o ruído proveniente dos outros sons captados no ambiente.

Sensores de Força são bastante utilizados em ambientes laboratoriais devido a sua tecnologia de funcionamento ser bastante difundida e acessível. Normalmente são instalados dinamômetros no sistema de fixação da peça e com isso as forças podem ser medidas durante o processo de usinagem, porém esses sistemas não são de fácil utilização no chão de fábrica em processos seriados de usinagem. Via de regra os dinamômetros requerem sua instalação através de cabos externos que impossibilitam, por exemplo, a troca de pallets de uma máquina de usinagem. Os sinais de força aumentam de acordo com o desgaste da broca, porém existem vários fatores que podem interferir de forma negativa na qualidade e ou sensibilidade do sinal coletado, como rigidez da máquina e tipo de operação. No trabalho de Patra et al. (2016) os autores utilizaram sensores de força combinados com inteligência artificial para prever o estado de micro brocas.

Sensores de corrente do motor são de fácil introdução na máquina ferramenta do ponto de vista técnico. Os sensores normalmente são instalados no motor do fuso porta ferramentas e ou nos motores de avanço dos eixos. Esse tipo de sinal, no entanto, sofre influência direta da condição do estado da máquina ferramenta e pode mostrar pouca sensibilidade ao desgaste das brocas. Os autores Griffin et al. (2016), Salimi et al. (2013), Garg et al. (2008), Patra et al. (2007) mostraram a utilização do método para detecção do estado de brocas.

Sensores de vibração são amplamente utilizados para determinação do estado de brocas. Devido ao desgaste da ferramenta as forças de corte são geradas de maneira desuniforme causando uma variação da força durante o movimento de rotação da ferramenta. O sensor instalado normalmente é um acelerômetro que deve ser fixado, tão perto quanto possível da região onde ocorre a usinagem. Os autores Li et al. (2019), Klaić et al. (2018), Balaji et al. (2017), Uekita; Takaya (2017), Abu-mahfouz; Banerjee (2014) utilizam sensores de vibração para identificar o estado de brocas.

Sensores de som podem ser utilizados para determinação do estado de brocas. Um microfone capta os sinais sonoros, que através da utilização de métodos estatísticos para extração de características do sinal podem ser utilizados como indicadores da condição da ferramenta. (RAFEZI, 2012)

2.9. PRÉ-PROCESSAMENTO E EXTRAÇÃO DE CARACTERÍSTICAS DOS DADOS DE MÁQUINA COLETADOS PARA MONITORAMENTO DA VIDA DE BROCAS

2.9.1. Pré-processamento

Durante a vida da ferramenta ocorrem muitos distúrbios externos que são captados pelos sensores, tornando o pré-processamento um passo de suma importância para a retirada de dados de qualidade passíveis de serem interpretados pelos algoritmos de classificação (SIDHPURA; PAUROBALLY, 2013).

O pré-processamento é realizado para filtragem dos dados aumentando assim o nível de informação útil gerada. Normalmente existem dois passos no pré-processamento de sinais, são eles a fase analógica e a fase digital. Na fase analógica o sinal é preparado para a digitalização, nessa fase todos os sinais devem ser

normalizados, isto é, por exemplo diferenças de temperatura, altitude e umidade devem ser levadas em conta para que todos os sensores tenham a mesma referência. O segundo passo, processamento digital, no qual ocorre a aplicação de filtros, por exemplo, passa alta, passa baixa e linearização com objetivo de reduzir o ruído captado pelos sensores (SIDDHPURA; PAUROBALLY, 2013).

2.9.2. Extração de características nos sinais coletados da furação

Existem vários métodos para extração de características de sinais, cada método apresenta suas vantagens e desvantagens. Abaixo seguem alguns dos principais métodos aplicados aos processos de furação.

2.9.2.1. Métodos no domínio do tempo

A análise do sinal do domínio do tempo se refere a um parâmetro de resposta em função do tempo. Griffin et al. (2016) desenvolveram três modelos para avaliação da condição da ferramenta utilizando técnicas no domínio do tempo. No primeiro modelo foram utilizados a força axial e torque médio; no segundo modelo foram utilizados o avanço e a força axial; no terceiro modelo, para predição do diâmetro furado, utilizou-se do desgaste de flanco. Com base nos testes laboratoriais os autores concluíram que os dados extraídos das medições de variação da corrente do motor podem ser utilizados para avaliação do estado de brocas. Já Corne et al. (2017) propuseram um modelo para previsão do desgaste e quebra de uma broca, baseando-se na potência do eixo árvore em diferentes condições de corte e a relação da potência com a força axial medida em um dinamômetro. Os autores evidenciaram que tanto a potência do eixo árvore como a força axial têm uma boa relação de proporcionalidade com o desgaste de flanco em brocas helicoidais, mostrando coeficientes de determinação (R^2) acima de 98% para a potência do eixo árvore e acima de 81% para a relação entre potência e força axial. Na pesquisa de Patra (2011), sinais RMS de emissão acústica no domínio do tempo foram avaliados para determinação do estado do desgaste de brocas. Shah et al. (2010) utilizaram a extração de características do sinal de vibração, força e torque no domínio do tempo para verificação do estado de uma broca na furação. O estudo mostrou que a avaliação do valor RMS da vibração no

domínio do tempo oferece bons resultados para detecção de quebras abruptas da ferramenta, mas não oferece boas condições para avaliação do desgaste progressivo. A pesquisa também contém resultados que mostram a proporcionalidade da força axial, torque necessário no eixo árvore e temperatura da peça com o desgaste de flanco da broca, sugerindo a determinação de um limite máximo para os valores de torque e força como parâmetros para definição do fim de vida.

2.9.2.2. Métodos no domínio da frequência

Shah et al. (2010) mostraram que o uso de Transformada Rápida de Fourier (FFT) para analisar as mudanças no espectro dos sinais de vibração durante a vida útil de brocas pode fornecer informações sobre o estado da ferramenta.

A amplitude do sinal de vibração aumenta nas frequências dominantes do sistema MFPD, que são relacionadas com a velocidade de rotação da broca e o seu número de arestas cortantes, mostrando que existe uma relação do espectro de frequências e o desgaste de flanco, o que pode ser utilizada com parâmetro de entrada para a análise do desgaste de uma broca (BROPHY et al., 2002).

Em um artigo de revisão sobre o técnicas de monitoramento de ferramentas, Rehorn et al. (2005) evidenciam que na maioria das pesquisas envolvendo a captação de sinais de vibração, predomina o uso de FFT para gerar a densidade de potência espectral (PSD), porém a forma de cálculo do PSD faz com que algumas frequências importantes para detecção de quebras de brocas tenham menor relevância, assim diminuindo a sensibilidade para sua detecção. Os autores também salientam que devido às características construtivas das brocas, elas possuem normalmente duas arestas de corte, então se uma aresta se desgasta de forma desigual esse efeito é detectado facilmente na análise do espectro de vibrações.

Hermann (2003) mostrou em sua pesquisa que o espectro de frequências tem uma relação estreita com o desgaste de brocas. E ainda, que nas frequências mais excitadas os parâmetros de corte, como rotação e avanço não mostraram influência sobre os valores medidos.

2.9.2.3. Métodos no domínio tempo-frequência

Uekita; Takaya (2017) propuseram um método que combina a Transformada de Fourier de curta duração (STFT) e a curtose espectral para detectar de forma satisfatória efeitos transientes, como por exemplo, quebra da broca. O estudo também mostrou que o efeito dominante no sinal de vibração foi a vibração auto-excitada. Shah et al. (2010) mostraram que o uso da transformada de Wavelet pode ser útil para determinar a quebra repentina de brocas, porém para a análise do desgaste o método se mostra mais complexo se comparado a simples análise do espectro de frequências utilizando FFT. Patra (2011) apresentou como resultado de sua pesquisa que o pacote de transformada Wavelet teve um erro percentual menor, cerca de 6%, na predição do estado de desgaste de uma broca se comparados com os resultados no domínio do tempo na avaliação de sinais de Emissão Acústica. Chen et al. (2020) utilizaram, em ensaios de furação, sinais de força de corte e de vibração processados pelo método da transformada harmônica Wavelet. Segundo esses autores, o erro de predição ficou próximo a 1%.

2.10. TOMADA DE DECISÃO SOBRE O FIM DE VIDA

2.10.1. Etapas do sistema de condicionamento de ferramentas

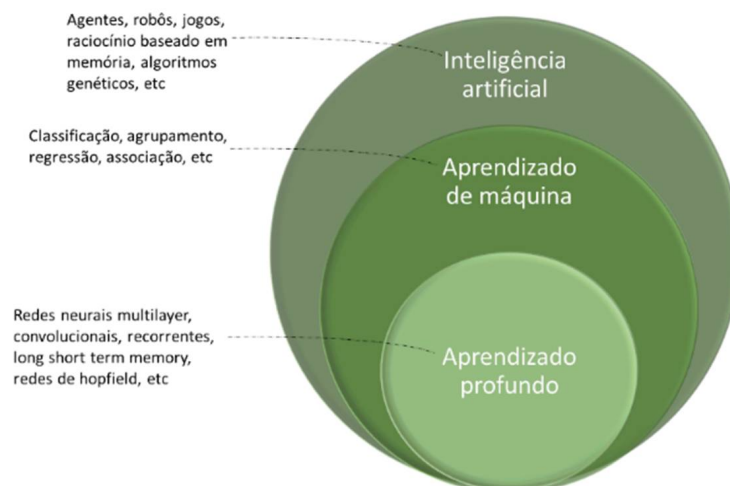
O processo de tomada de decisão tem um papel muito importante nos sistemas de avaliação da condição de ferramentas, pois essa fase do processo é responsável por receber os inputs dos sinais pré-processados e predizer o estado da ferramenta de forma automática (AMBHORE et al., 2015).

O sistema de diagnose funciona a partir dos dados coletados e tratados, as informações necessárias podem ser extraídas, possibilitando assim uma reação rápida e precisa por parte do sistema de monitoramento. Segundo Siddhpura e Paurobally (2013), o sistema de condicionamento da ferramenta tem as seguintes etapas: aquisição do sinal, pré-processamento do sinal, extração de características, seleção de características relevantes, tomada de decisão e classificação.

2.10.2. Técnicas de aprendizado de máquina para tomada de decisão

A Inteligência artificial (IA) é uma grande área da computação que busca desenvolver soluções utilizando métodos que se inspiram na inteligência humana. A aprendizagem de máquina (AM) é um ramo específico da IA, que por sua vez tem como objetivo reproduzir habilidades humanas de raciocinar e aprender, o AM analisa dados, treinando máquinas para automatizar a construção de modelos analíticos, identificação de padrões e tomada de decisões, aprendendo de forma iterativa com as informações que lhes são fornecidas. O método de aprendizagem profunda (AP) usa uma estrutura de rede neural artificial com camadas de neurônios para processar grandes volumes de dados identificando os problemas e permitindo rápidas otimizações nas decisões. A informação é passada através de cada camada, a saída da camada anterior fornecendo entrada para a próxima camada, o método é utilizado para aprender dados não estruturados, como por exemplo, reconhecimento de imagens e som, sendo um dos principais exemplos de AP as Redes Neurais Convolucionais (RNC) (GOODFELLOW et al. 2016). Observando a figura 22, se nota que a IA engloba o AM que por sua vez engloba o AP.

Figura 22 - Relação entre IA, AM e AP.



Fonte: Adaptado de SERPRO (2021)

Existem basicamente duas abordagens em relação ao treinamento do algoritmo de aprendizado de máquina, são elas; aprendizado supervisionado no qual o conjunto de dados de entrada (*dataset*) tem uma rotulagem estabelecida, ou seja, o algoritmo é treinado por meio de exemplos, nos quais existem classes definidas que são previamente conhecidas e podem ser divididas.

A segunda abordagem possível é o treinamento não supervisionado, no qual os dados não têm rótulos, ou seja, não existe uma resposta para que o algoritmo tome como verdade durante o treinamento. Nesse caso o sistema deve entender e reconhecer padrões que possam ser utilizados para classificação das informações. Esse tipo de treinamento é utilizado quando não existe a possibilidade de se treinar o algoritmo com dados classificados, e.g. quando se deseja identificar grupos de clientes de um enorme e-commerce (GOODFELLOW et al. 2016).

Existem duas subcategorias dentro do aprendizado supervisionado, são elas regressão e classificação. Na regressão o algoritmo de AM é utilizado para prever valores baseando-se em dados históricos. Já nos modelos de classificação o sistema deve classificar os dados com base no histórico aprendido. Alguns dos algoritmos mais conhecidos e utilizados são explicados abaixo.

K-ésimo vizinho mais próximo (*k-nearest neighbors algorithm*) é um método de aprendizagem supervisionada, não parametrizada, utilizado para classificação e regressão no aprendizado de máquina. Seu funcionamento é baseado na classificação de grupos de dados de um determinado registro, baseado na distância ou similaridade entre os vetores de dados aprendidos e na quantidade de valores, fator K, mais próximos da classe desejada. É um algoritmo de fácil implementação e se adapta a vários conjuntos de dados, porém para o atingimento de um bom nível de acurácia esse algoritmo depende de um massivo conjunto de dados de treinamento, pois para seu correto funcionamento o algoritmo necessita encontrar uma função para descrever a distância entre os pontos encontrados entre todos os dados de treinamento (KOWSARI et al., 2019).

A regressão logística (*Logistic Regression*) é uma das técnicas estatísticas de classificação mais antigas utilizada na aprendizagem supervisionada, tem como objetivo produzir, a partir de um conjunto de observações, um modelo que permita a predição da ocorrência de um evento ajustando os dados aprendidos a uma função logarítmica. Os resultados provenientes desse tipo de algoritmo são classificações binárias, do tipo 0 ou 1, sim ou não. No entanto sua principal limitação é relacionada a predição de conjuntos de dados que não tenham uma variável independente para cada valor que se deseja prever (KOWSARI et al., 2019).

Floresta aleatória (*Random forest*) pode ser utilizada para classificação e regressão, tem seu funcionamento baseado em um processo de votação simples para cada árvore de decisão, gerada aleatoriamente, usando o erro médio de todas as

amostras como critério. A eficácia desse modelo reside no fato de que as árvores são treinadas em várias amostras aleatórias e seus resultados podem variar muito, porém os seus erros são compensados na votação. Vários parâmetros, chamados de hiperparâmetros, são definidos e otimizados com o objetivo de aumentar o percentual de acerto do algoritmo, entre eles o número de árvores de decisão e o número de características a serem utilizadas são fundamentais para o atingimento de um alto nível de acurácia. Porém a velocidade de processamento pode ser um limitante para esse algoritmo, quanto menos árvores de decisão mais rápida seria a resposta, porém com nível de acurácia menor (KOWSARI et al., 2019).

Máquina de vetores de suporte (*Support vector machine*) é um método de aprendizado supervisionado utilizado para classificação e regressão. Originalmente esse algoritmo foi desenhado, apenas, para classificação binária, porém existem variações que são utilizadas para predições de múltiplas classes. Seu princípio de funcionamento é baseado na classificação dos dados em classes definidas, que possam ser separadas por uma determinada função matemática, normalmente uma reta denominada hiperplano, assim cada ponto é classificado em uma determinada classe inferida. Essa função matemática busca maximizar a distância entre os pontos mais próximos em relação a cada uma das classes com objetivo da determinação, tão clara quanto possível, das possíveis classes (KOWSARI et al., 2019).

Rede neural (*Deep neural network*) é um conjunto de algoritmos modelados com inspiração no funcionamento do cérebro humano. Cada rede neural pode ser associada a uma unidade de processamento, chamada de neurônio artificial, cujo funcionamento é bastante simples. Os neurônios são interligados entre si e a comunicação entre eles ocorre com a associação de determinado peso da informação. Cada neurônio faz o processamento, apenas, dos seus dados locais, que são as entradas vindas de outros neurônios, o comportamento inteligente de uma rede neural é proveniente da interação entre os neurônios (KOWSARI et al., 2019).

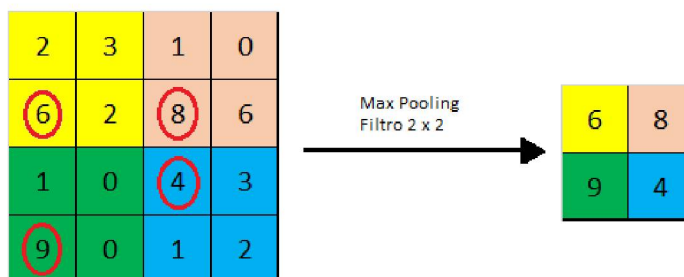
Memória longo de curto prazo (*Long short term memory*) é uma arquitetura de rede neural artificial do tipo recorrente utilizada no campo do aprendizado profundo. Ao contrário das redes neurais, que não têm retorno de informações entre os neurônios, no caso dos algoritmos da memória de longo prazo os neurônios têm conexões de retorno da informação, isso significa que eles funcionam em loop, permitindo que as informações aprendidas não sejam descartadas. Esse tipo de algoritmo pode ser considerado uma evolução de uma rede neural tradicional, pois sua estrutura é

basicamente formada por múltiplas cópias da mesma rede, cada uma passando uma mensagem a um sucessor (KOWSARI et al., 2019).

Rede neural convolucional (RNC) ou *Convolutional neural network*, em inglês, para classificação simples pode ser dividida em duas partes. A primeira parte, responsáveis por extrair características da imagem por meio de filtros e *pooling*, possui camadas alternadas de convolução e ativação. Essas camadas são responsáveis por reduzir a escala da imagem e por acelerar o tempo de aprendizado. A segunda parte de uma RNC para classificação é uma camada densa e completamente conectada de neurônios, composta por uma rede neural de pixels conectados, responsável por classificar a imagem de entrada com base nas informações filtradas que os neurônios da camada densa receberam. Mais detalhes sobre a RNC podem ser vistos em Vargas et al. (2016), Nasir (2021). A camada de convolução é uma camada composta por vários neurônios, que tem a função de aprender quais filtros devem ser usados em cada pixel específico da imagem de entrada e o peso de cada filtro é aprendido durante as rodadas de treinamento. Cada neurônio está conectado a vários pixels da imagem na camada anterior e cada filtro aprendido é um extrator de características. O tamanho do filtro define o número de pixels que serão processados por cada neurônio artificial. Esse processo é utilizado para que as imagens filtradas apresentem a característica que determina a classe buscada na imagem (MARTÍNEZ-ARELLANO et al., 2019; MAXWELL; WARNER, 2021).

Logo após a camada convolucional, normalmente é aplicada uma camada de ativação na qual funções de ativação são adicionadas aos neurônios, fazendo com que eles apliquem transformações não lineares aos dados (VARGAS et al., 2016; NASIR, 2021).

A camada *Pooling*, também chamada de camada de agrupamento, é responsável por reduzir a dimensão da matriz dos dados de entrada, agrupando-os em uma nova matriz de tamanho reduzido. Considerando que uma imagem hipotética pode ser representada por uma matriz com 4 colunas e 4 linhas, conforme figura 23.

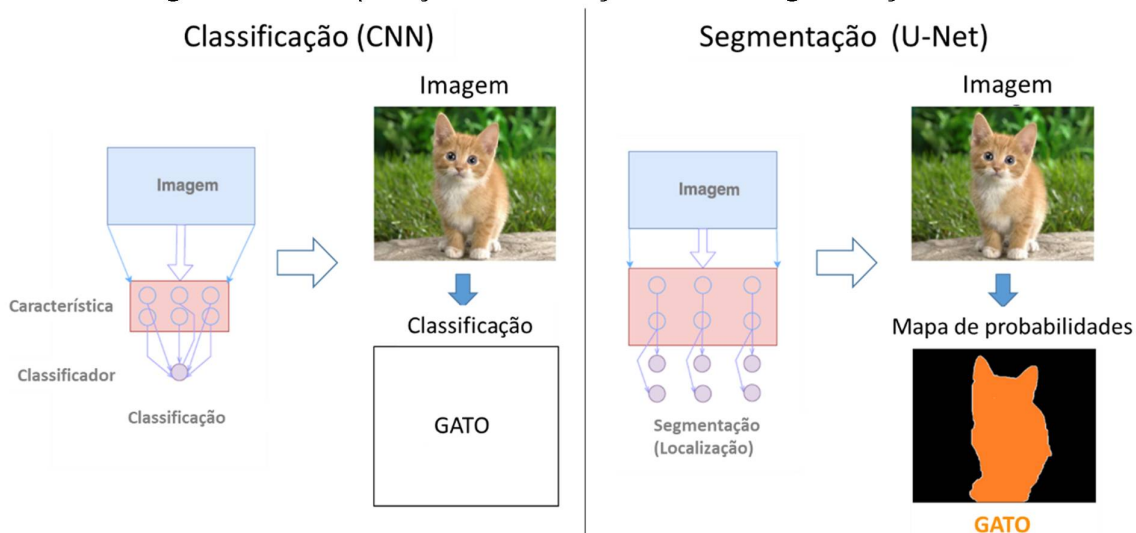
Figura 23 - Funcionamento *Max Pooling*.

Fonte: O autor (2021)

A função *pooling* subdivide a matriz original em janelas de tamanho definido pelo programador da RNC, por exemplo 2 x 2. Desta forma, cada janela terá apenas um valor que representará os valores contidos no intervalo da matriz 2 x 2 escolhido. Essa redução no tamanho da matriz é importante para agilizar o tempo de processamento durante o treinamento do RNC. O tipo mais comum de *pooling* é a função máxima, usada por Martínez-Arellano et al. (2019).

Rede neural convolucional de segmentação U-Net (*Segmentation convolutional neural network*) é composta por duas Redes Neurais Convolucionais interconectadas, uma rede faz o caminho de contração da imagem e a outra faz o caminho de expansão, gerando ao final um mapa de segmentação. No lado esquerdo, no caminho de contração (*ENCODER*) são aplicadas as camadas de Convolução e *Max Pooling*, com isso a rede neural aprende o que existe na imagem, mas perde as informações relacionadas ao local. No lado direito, no caminho de expansão da imagem (*DECODER*), as convoluções transpostas são aplicadas junto com as convoluções normais, sendo recuperada essa informação de localização dos objetos. A figura 24 mostra uma comparação entre as saídas de um classificador tradicional usando CNN e a segmentação usando a arquitetura U-net (RONNEBERGER et al., 2015).

Figura 24 - Comparação classificação RNC e segmentação U-Net



Fonte: adaptado de Peng et al. (2017)

2.10.3. Matriz de confusão

Para a definição do desempenho de um algoritmo de classificação binária a matriz de confusão é um dos métodos mais utilizados, pois mede o desempenho do aprendizado de máquina avaliando os acertos e erros do algoritmo em cada classe. Seu conceito utiliza uma tabela com duas linhas e duas colunas que relata o número de falsos positivos, falsos negativos, verdadeiros positivos e verdadeiros negativos (MAXWELL et al., 2021). A figura 25 demonstra as possíveis combinações de resultados obtidos na matriz de confusão.

Figura 25 - Matriz de confusão.

		Valor verdadeiro	
		Positivo	Negativo
Valor previsto	Positivo	Verdadeiro Positivo (VP)	Falso Positivo (FP)
	Negativo	Falso Negativo (FN)	Verdadeiro Negativo (VN)

Fonte: O autor (2021)

A acurácia é calculada pela seguinte equação.

$$Acurácia = \frac{VP + VN}{n} \quad (3)$$

Onde:

VP = número de verdadeiro positivos

VN = número de verdadeiro negativos

n = número total de amostras

2.10.4. ¹classificação para tomada de decisão com foco nos processos de furação

De acordo com Affonso et al. (2017), a literatura aponta que a arquitetura de aprendizado profundo, principalmente a Rede Neural Convolucional (CNN), tem um dos melhores desempenhos considerando a classificação de imagens em comparação com algoritmos de aprendizagem tradicionais, tais como *K-Nearest neighbours* (KNN), *Multilayer Perceptron* (MLP) e *Support Vector Machine* (SVM).

Kandilli et al. (2007) propuseram a fusão de sensores de corrente, vibração, força e pressão sonora por meio de redes neurais do tipo *back propagation* no monitoramento dos processos de furação. Nesse trabalho, os autores propuseram uma técnica denominada por “aprendizado supervisionado”, a qual consiste em utilizar padrões de dados históricos para treinar a rede neural. No já mencionado artigo de revisão, Rehorn et al. (2005) concluíram que as redes neurais artificiais pesquisadas como técnica de tomada de decisão para o estado de brocas reportaram uma taxa de sucesso entre 85% a 100%. O trabalho de pesquisa deles também mostrou que redes neurais dos tipos que se auto organizam e redes neurais paralelas têm potencial para

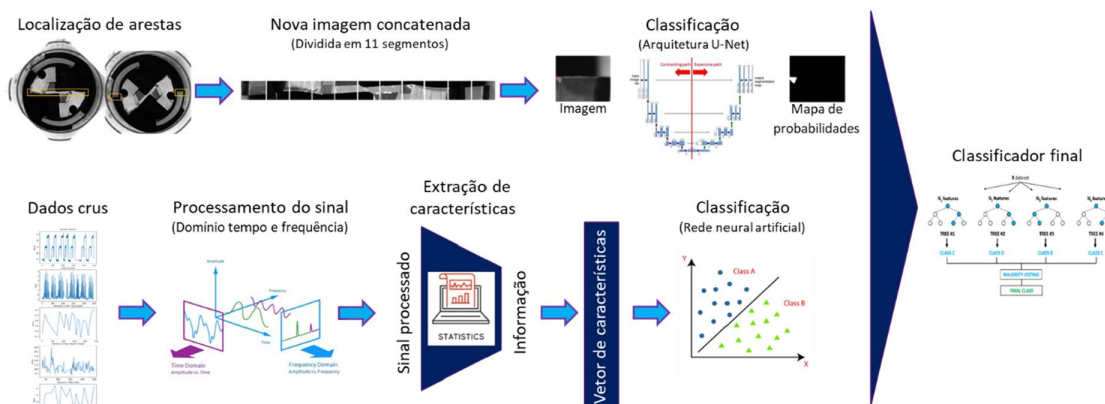
¹ Os fundamentos das redes neurais e seu estado da arte podem ser obtidos na literatura especializada, como por exemplo em: Hassoun, M.H., 1995. *Fundamentals of Artificial Neural Networks*. MIT Press, Cambridge; HAYKIN, S., 2001. *Redes Neurais: Princípios e Práticas*, Ed. Bookman; BRAGA, A. P, CARVALHO, A. C. P. L. F., LUDERMIR, T. B., 2000, “*Redes Neurais Artificiais – Teoria e Aplicações*”, 1a. Edição, LTC Editora, Brasil.

serem utilizadas como métodos para tomada de decisão nos processos de furação. Corne et al. (2017) utilizaram uma rede neural do tipo *multi-layer perception* para prever o momento ideal de troca da broca com base em sinais de força axial de usinagem e potência consumida da máquina na usinagem de Inconel, obtendo erros de previsão que variaram de 0,8% até 18%. Brophy et al. (2002) utilizaram uma rede neural do tipo *back propagation* para classificar dados de potência consumida pelo equipamento durante a furação em um processo seriado. Eles reportaram que o sistema desenvolvido gerou muitos falsos positivos, ou seja, ferramenta ainda estava em boas condições, porém o sistema de condicionamento gerou um alarme. Heinemann e Hinduja (2012) propuseram um sistema de condicionamento de sinais baseando-se na potência consumida pelo eixo árvore e no valor RMS da emissão acústica na furação. O sistema funcionou através da definição de janelas de tolerância, no software LabView, para os seguintes parâmetros: média da potência do eixo árvore, variância da potência do eixo árvore, média do valor RMS da emissão acústica e sua variância. Os alarmes de ferramentas com desgaste excessivo eram gerados quando a maioria dos parâmetros estava fora dos limites especificados. Patra; Jha (2017) propuseram uma rede neural artificial do tipo *back propagation* de Levenberg-Marquart utilizando sinais de vibração nos eixos x, y e z para prever o estado de uma broca e ainda compararam seus resultados com um modelo estatístico de regressão. Os valores de R^2 obtidos para a rede neural e para o método de regressão respectivamente foram 0,986 e 0,925, mostrando que os resultados obtidos na tomada de decisão através da RNA foram superiores aos obtidos com o método de regressão.

3. MATERIAIS E MÉTODOS

Nesta sessão será apresentada a metodologia adotada para a realização e validação deste trabalho. Uma visão geral das etapas executadas nesta pesquisa é apresentada na figura 26.

Figura 26 - Visão geral das etapas do sistema como um todo.



Fonte: O autor (2021)

O processo de coleta de imagens se iniciou com a aquisição da foto de topo da broca escalonada que era fotografada e nomeada com um número único de forma automática no magazine de ferramentas, após isso ocorreu a localização das arestas de corte, com objetivo de se formar uma nova imagem concatenada contendo apenas as regiões de interesse, as arestas de corte. Então essa nova imagem, concatenada, foi subdividida em 11 segmentos, para que a resolução de cada segmento seja igual na altura e na largura, evitando assim distorções nas imagens. No próximo passo, cada segmento foi inserido na rede neural convolucional do tipo U-Net, obtendo como saída, para cada imagem de entrada, um mapa de probabilidades, pixel a pixel, com a probabilidade de existir um defeito. Com isso a informação da localização e do formato do defeito são levadas em conta. Após essa etapa ocorre um processo de binarização do resultado, sendo inferido um limiar para determinação se cada pixel de cada segmento é considerado com defeito ou não. Então essa avaliação é executada nos 11 segmentos, se qualquer segmento receber uma classificação que representa um defeito, a foto como um todo recebe a mesma classificação.

Quanto aos dados de máquina, os sinais brutos de vibração do fuso porta ferramenta, corrente do motor de avanço e corrente do motor do fuso, que foram

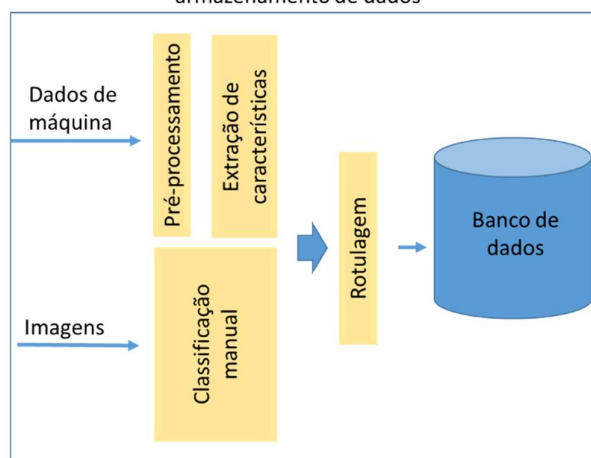
coletados e rotulados de forma automática, durante cada ciclo de usinagem são processados no domínio do tempo e da frequência através do uso da transformada de Fourier, após isso foram extraídas as características estatísticas dos dados, como por exemplo; média, desvio padrão, curtose e etc. Então os vetores de características formados, transformam os dados de entrada em informações na saída que são utilizadas, posteriormente, pelo algoritmo de aprendizado de máquina responsável por classificar os dados relativos às ferramentas. Ao final do processo foi desenvolvido um classificador final que tinha a função de levar em conta os resultados da classificação executada pelos algoritmos relativos as fotos e aos dados de máquina coletados, para inferir uma classificação final relativa a condição da ferramenta.

3.1. AQUISIÇÃO, PRÉ-PROCESSAMENTO E ARMAZENAMENTO DE DADOS

A aquisição das imagens e dos sinais de corrente do motor de avanço, motor do fuso porta ferramentas e vibração do fuso passou pelas etapas abaixo, demonstradas na figura 27.

Figura 27 - Etapas do projeto.

Aquisição, pré-processamento e armazenamento de dados



Fonte: O autor (2021)

O sinal de vibração cujas características são apresentadas adiante, foi adquirido com uma taxa de aquisição de 50 kHz. Enquanto o sinal de corrente elétrica, cujas características também são apresentadas adiante, foi adquirido, com uma taxa de aquisição de 10 KHz, por meio de um transformador e um transdutor de corrente

ligados ao cabo de alimentação dos motores elétricos trifásicos de avanço do eixo “Z” e do fuso porta ferramentas, onde a calibração de medição da corrente foi executada de modo que ao final 1A de variação na corrente consumida no motor correspondem a 0,2 mA DC na saída do transdutor de corrente.

Os sinais adquiridos pelos sensores foram enviados para um condicionador de sinais da IFM, modelo VSE100, para posteriormente serem tratados pelo software proprietário da marca IFM, modelo VSE 004, e armazenados em um banco de dados. A figura 28 mostra o condicionador de sinais instalado no painel elétrico da máquina de usinagem.

Figura 28 - Condicionador de sinais VSE100.



Fonte: O autor (2021)

3.1.1. Filtragem e pré processamento dos sinais

As configurações dos parâmetros de filtragem e pré processamento dos sinais foram feitas especificamente para cada tipo de sinal coletado. Esse pacote de configurações é chamado de “objeto” no software de condicionamento de sinais da marca IFM modelo VSE004, cada objeto pode ter inumeros parâmetros, diferentes filtros e configurações.

3.1.1.1. Configuração do condicionador de sinais para coleta dos sinais de vibração

A primeira configuração executada foi com relação ao domínio; os dados RMS foram extraídos no domínio da frequência. A segunda variável que foi observada foi a filtragem dos dados que podia ser feita de duas formas, são elas filtro passa alta de

2Hz e 10Hz. O intuito desses filtros foi eliminar sinais captados com frequências muito baixas, que podiam causar ruídos e erros de interpretação do sinal coletado.

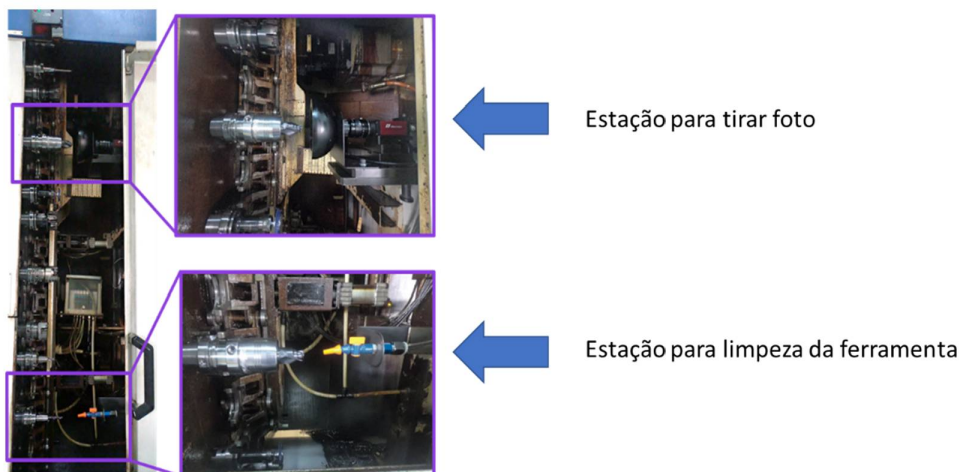
3.1.1.2. Configuração do condicionador de sinais para coleta dos sinais de corrente

As leituras de corrente foram configuradas, por meio do software, para que a proporcionalidade da entrada no condicionador de sinais fosse condizente com o valor de corrente consumido pelos motores monitorados. Então quando o condicionador de sinais recebesse 4mv o motor da máquina estaria em repouso e quando o condicionador recebesse 20mv os motores de avanço e do eixo árvore da máquina estavam consumindo o seus valores máximos de corrente, que são 80 A.

3.1.2. Aquisição de imagens

A aquisição das imagens foi realizada automaticamente após cada ciclo de usinagem, composto por 8 peças, através de uma câmera com sensor CMOS marca Allied, modelo Manta G1236 integrada ao magazine de ferramentas da máquina, conforme figura 29.

Figura 29 - Sistema para fotografar ferramentas no magazine do centro de usinagem



Fonte: O autor (2021)

A máquina permite que o magazine de ferramentas se movimente simultaneamente com os eixos X, Y e Z, excluindo assim o tempo necessário para obtenção das fotos, no interior do magazine, após o ciclo de usinagem.

A lente utilizada possui resolução de 12Mp, tem 16 mm de distância focal e regulagem de abertura da íris, F 2 a 22. O sistema de iluminação é do tipo domo, proporcionando uma iluminação difusa. Dessa forma, toda a ferramenta recebeu uma quantidade de luz igual fazendo com que a foto tenha um bom constraste e não tenha áreas esbranquiçadas devido a iluminação excessiva.

3.1.3. Rotulagem e armazenamento dos dados

A câmera digital, bem como o condicionador de sinais foram integrados e ligadas a um computador industrial, marca Beckhoff, modelo CX5140-0155, conforme figura 30. Esse, por sua vez, emula um CLP e se comunica com o CLP e o CNC da máquina de usinagem, bem como o servidor da rede, assim coletando dados, como vida útil da ferramenta e horário do inicio do ciclo de usinagem para rotulagem de dados, após isso salvando os dados e as imagens em um diretório pré-definido no servidor.

Figura 30 - Computador industrial para comunicação com a máquina de usinagem.

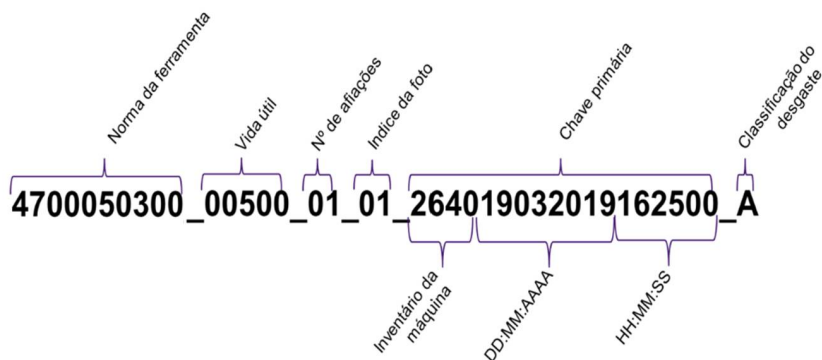


Fonte: Empresa multinacional (2021)

Para o correto correlacionamento dos sinais coletados, exigiu-se que os dados de máquina fossem tratados e armazenados no mesmo servidor no qual as fotos de treinamento das ferramentas foram armazenadas. Todos os dados, bem como as fotos receberam nomes automaticamente, com informações provenientes da comunicação com o CNC, para que pudessem ser correlacionados por meio de um rótulo. A estrutura

de rotulagem utilizada pode ser vista na figura 31. Sendo que a vida útil da ferramenta é representada pelo número de peças usinadas.

Figura 31 - Estrutura do rótulo.



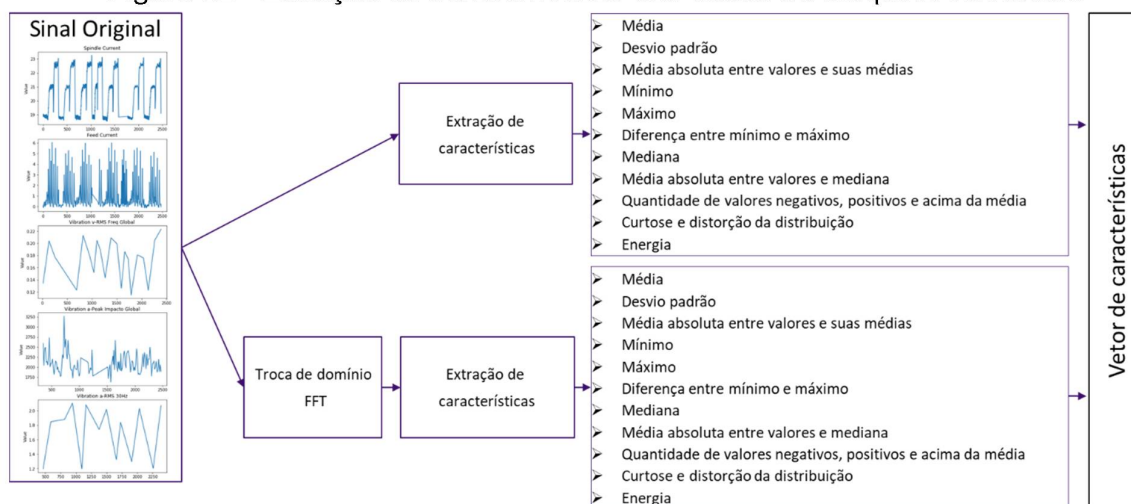
Fonte: O autor (2021)

3.1.1. Extração de características estatísticas dos dados de máquina

Sabendo-se, a priori, que os dados brutos possuem muitos ruídos na sua composição, aplicou-se sobre eles um pré-processamento, baseado em transformadas de Fourier, para a extração de características, tais como média, desvio padrão, curtose, número de máximos e de mínimos, distorção, energia etc. Após a extração, as características são selecionadas para comporem um “vetor de características”

A formação dos vetores de características estatísticas é parte essencial para o atingimento de uma alta acurácia nos algoritmos de aprendizado de máquina. Esse vetor contém mais informações relevantes para a classificação dos dados se comparados aos dados brutos, tal como reportado por AMBHOE et al., (2015). No entanto, foi necessária uma grande quantidade de dados, pois considerando que todos os valores coletados durante a vida de uma ferramenta se tornam apenas um vetor estatístico, são necessárias muitas séries de dados para formação de um *dataset* relevante para treinamento do algoritmo. A figura 32, exemplifica o funcionamento do método.

Figura 32 - Extração de características dos dados de máquina coletados.



Fonte: O autor (2021)

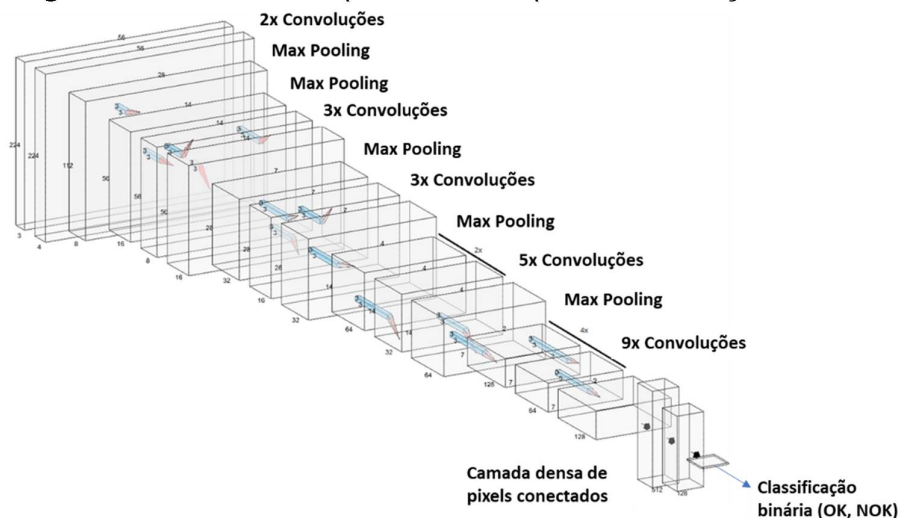
3.2. TREINAMENTO DA RNA

Muitas etapas de avaliação foram realizadas para escolher e melhorar os algoritmos de aprendizado de máquina até que a melhor acurácia fosse alcançada. As características do conjunto de dados foram levadas em consideração, tais como: finalidade do problema, quantidade de dados, tipo de dado, balanceamento do *dataset*, precisão desejada e tempo de processamento.

Para o treinamento, foram utilizadas fotos classificadas manualmente, de todo o conjunto de dados (5000 imagens), 80% foram utilizadas para o treinamento supervisionado da rede neural e 20% para validação do modelo de decisão. Como característica do conjunto de dados, apenas 8% das amostras foram classificadas como ferramentas quebradas. Portanto, o algoritmo escolhido, para a tomada de decisão quanto à condição da ferramenta, tinha que ser adequado para conjuntos de dados não balanceados, caso contrário, o desbalanceamento seria um fator limitante da precisão alcançada durante a validação do algoritmo treinado.

Em relação às imagens, duas estruturas de rede neural convolucional (RNC) foram testadas para classificação (vide figuras 33 e 34). No primeiro método utilizado, o resultado da rede neural era apenas uma classificação binária, ferramenta ok ou ferramenta quebrada, não se importando com a localização nem com o formato do defeito na imagem da ferramenta.

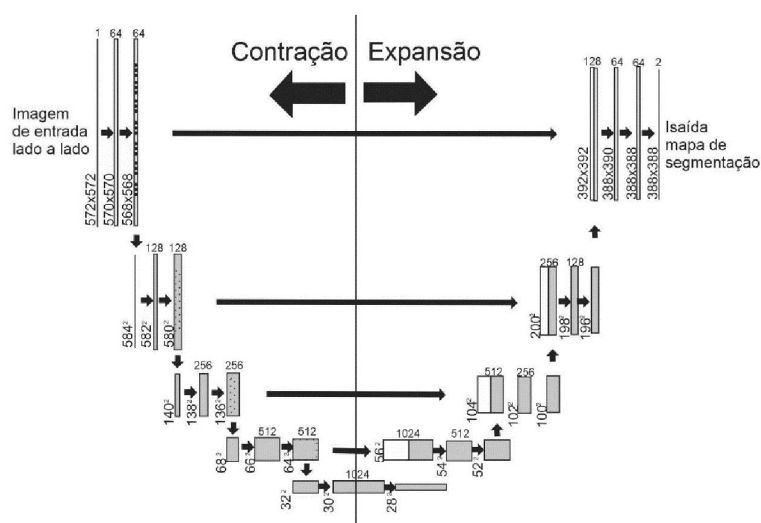
Figura 33 - Estrutura da primeira RNC para classificação das fotos.



Fonte: O autor (2021)

No segundo método, que é mais avançado em relação ao primeiro, é considerada a localização e o formato do defeito na imagem, razão pela qual este método é denominado RNC de segmentação e se baseia em uma estrutura denominada *U-Net*, conforme mostrado na figura 34.

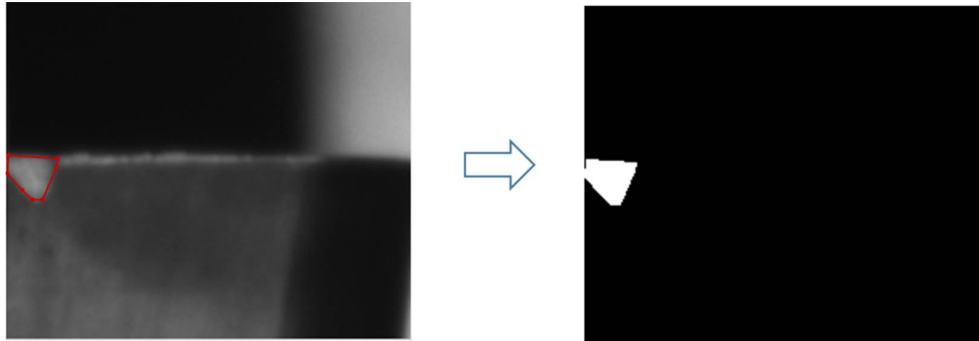
Figura 34 - Estrutura RNC *U-Net* para segmentação das imagens.



Fonte: adaptado de Ronneberger et al. (2015)

Assim, após os segmentos defeituosos das imagens serem demarcados manualmente, com o objetivo de treinar a RNC, mostrando as regiões com defeito, através de um polígono de N pontos, conforme mostrado na figura 35.

Figura 35 - Segmentos defeituosos anotados manualmente com polígonos de N pontos.



Fonte: O autor (2021)

Ao final do processo, a saída da RNC *U-Net* é uma imagem do mesmo tamanho composta por um mapa de pixels classificados de acordo com valores de 0 a 1 que representam a probabilidade de cada um desses pixels pertencer a uma das duas classes possíveis, ferramenta quebrada (B) ou ferramenta ok (A). Em seguida, deve-se inferir um limiar para binarização, para definir se o pixel terá valor 0 ou 1. (RONNEBERGER et al., 2015).

3.3. VALIDAÇÃO

Para a avaliação dos dados de máquina, cada arquitetura foi testada com cada tipo de dado de máquina para avaliar a precisão global.

Considerando que o algoritmo deve funcionar em produção seriada, algumas etapas extras de validação foram implementadas para avaliar a performance no caso real de uso. Na primeira etapa, o algoritmo foi implementado no centro de usinagem por meio do computador industrial conectado à máquina. A cada ciclo de usinagem as fotos eram automaticamente rotuladas, classificadas pelo software e armazenadas no servidor local. Em seguida, a classificação proveniente do algoritmo era verificada manualmente, uma a uma, para validação dos resultados.

A validação foi feita em duas etapas, primeiramente o algoritmo classificava o estado da ferramenta, colocando uma classificação no nome da imagem, fotografada automaticamente após o ciclo de usinagem, conforme tabela 1 abaixo, posteriormente as imagens eram armazenadas no banco de dados.

Tabela 1 - Classificações do estado da ferramenta.

Estado da ferramenta	Classificação inserida no nome da ferramenta
Ferramenta nova	N
Ferramenta quebrada	B
Ferramenta com cavaco	C
Ferramenta pode continuar usinando	A

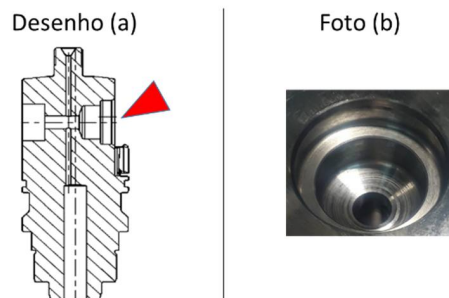
Fonte: O autor (2021)

Entretanto, até esse momento, o sistema não exercia nenhuma ação sobre a máquina, mesmo que o resultado da classificação fosse ferramenta quebrada. Com base nos nomes das fotos classificadas através do algoritmo final de classificação, as fotos salvas no banco de dados puderam ser validadas, comparando-se manualmente os resultados da classificação feita pelo software com a classificação humana feita posteriormente.

3.4. MATERIAS UTILIZADOS

Características de forma e dimensão dessa operação são fundamentais para o funcionamento do produto, pois o perfil formado pela usinagem serve de assento para um outro componente, que por sua vez define várias características de injeção de diesel no produto final. Conforme figura 36.

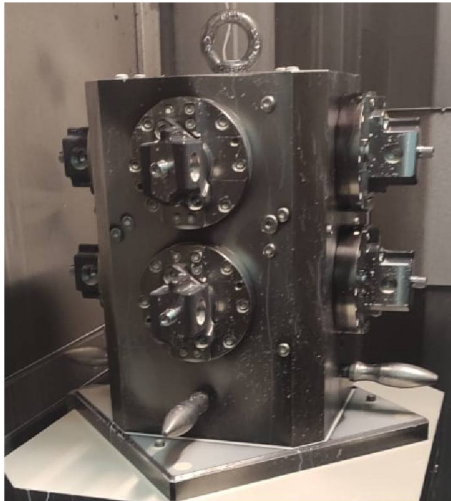
Figura 36 - (a) desenho técnico do produto; (b) foto do perfil realizado na peça.



Fonte: O autor (2021).

A cada peça usinada foram realizadas medições em processo de vibração do fuso, corrente elétrica consumida no eixo árvore e no motor de avanço do eixo Z. A foto de cada ferramenta era realizada após a execução de um ciclo completo de usinagem, 8 peças (um furo cada peça), devido a quantidade de peças contidas no pallet da máquina, Figura 37.

Figura 37 - Pallet porta peças.



Fonte: O autor (2021)

3.4.1. Peça de estudo

O produto utilizado nos ensaios e testes do presente trabalho faz parte de um conjunto conhecido como bomba unitária, que tem a função de elevar a pressão e injetar óleo diesel. A figura 38 mostra um motor diesel com as bombas unitárias em destaque, sendo que cada cilindro necessita de uma bomba unitária.

Figura 38 - Motor diesel e posicionamento da bomba unitária.



Fonte: Empresa multinacional (2021)

O material usinado nos testes do presente trabalho é de difícil usinagem em função da forma de fornecimento (SAE 4144M forjado) da microestrutura martensítica obtida pelo processo de tratamento térmico e da dureza de 38 HRC. A microestrutura resultante do tratamento térmico é 100% martensita revenida e a composição química do material, conforme o fabricante, é mostrada na tabela 2.

Tabela 2 - Composição química especificada para o material das peças de teste.

	Especificado (%)
C	0,42 – 0,46
Si	0,20 – 0,30
Mn	0,90 – 1,10
P	Máx. 0,025
S	0,010 – 0,020
Cr	1,15 – 1,30
Ni	Máx. 0,25
Mo	0,25 – 0,35
Cu	Máx. 0,35

Fonte: Empresa multinacional (2021).



Brocas helicoidais escalonadas de metal-duro foram utilizadas para fazer os furos do assento do batente da válvula da bomba unitária, peça produzida. As exigências relacionadas ao acabamento superficial e as características geométricas desse furo são muito importantes para o funcionamento do produto no motor, por isso viabilizaram o investimento necessário para implementação e otimização da aplicação através desse estudo, assim aumentando ainda mais a qualidade final do produto obtido e permitindo que os testes fossem realizados em uma linha de produção seriada.

A partir da matéria prima forjada, várias operações são executadas, tais como: desbaste, acabamento, abertura de canais e furação no centro da peça. Estas operações são necessárias para preparar a peça para a operação que é objeto desse estudo. O detalhamento do ferramental utilizado e os parâmetros do processo de preparação não foram descritos devido à confidencialidade industrial.

3.4.2. Condições de corte e especificações da ferramenta

Durante os testes, as condições de corte foram mantidas constantes e iguais ao processo seriado, com objetivo de realizar o treinamento de uma rede neural artificial para a aplicação específica da empresa multinacional. A tabela 3 apresenta as condições de corte utilizadas nos testes para a ferramenta estudada.

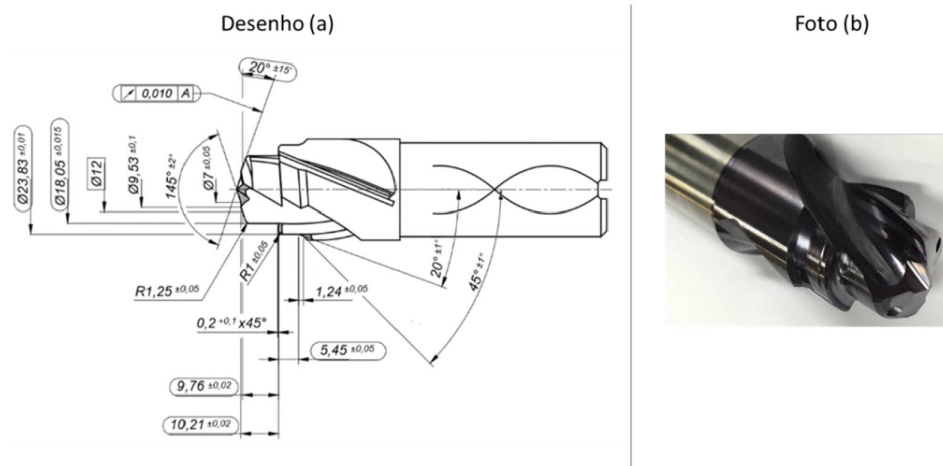
Tabela 3 - Condições de corte da ferramenta.

Profundidade [mm]	Rotação [rpm]	Velocidade de avanço [mm/min]	Posição da ferramenta na peça
11	1800	216	
17,983	1800	162	

Fonte: O autor (2021)

Para usinagem dos furos do batente da válvula, foram utilizadas brocas especiais, integrais de metal-duro, classe código K40UF, do fabricante Konrad (faixa ISO K30/K40), fornecidas com afiação de ponta feita pela empresa Sumitomo, como pode ser observado na figura 39.

Figura 39 - Broca escalonada de metal duro. (a) desenho técnico; (b) foto real.



Fonte: Empresa multinacional (2021)

As ferramentas recebem uma camada de revestimento (deposição física de vapor - PVD), comercialmente conhecido por “TiNAl” (espessura da camada de 3 μm) já executada pelo fornecedor.

3.4.3. Máquina ferramenta

Um centro de usinagem CNC equipado com comando Siemens, modelo sinumerik 840D, foi utilizado na produção das peças. A máquina de fabricação Grob, modelo BZ 500, figura 40, dispõe de três eixos (X, Y, Z) e ainda o eixo que movimenta o magazine de ferramentas (Q). A carga e descarga de peças é feita através do sistema de pallets. O magazine possui 32 posições de montagem para ferramentas, sistema de fixação HSK A63. O eixo-árvore da máquina tem limite de rotação de 6000 rpm. O operador atuava colocando peças brutas e retirando as peças usinadas do pallet que fica na área de alimentação da máquina. O operador também faz correções em parâmetros relacionados ao ajuste de medidas da peça, como corretores do comprimento de ferramentas, ajustes de posição de furos. Este ainda é responsável pela avaliação das peças com os calibradores dispostos no posto de trabalho e pela troca da ferramenta na vida útil definida no documento existente no posto de trabalho ou quando algum defeito é detectado nas medições executadas conforme frequência definida.

Figura 40 - Máquina Grob BZ 500.



Fonte: O autor (2021)

O fluido lubri-refrigerante semi-sintético (emulsão) utilizado foi fornecido pela Fuchs, “Ecocool durant 71”, com antisséptico 16, 17, 21 e antiespumante FM e W, em uma concentração de 10% a 12%. Durante a usinagem, a pressão verificada na saída da bomba de alta pressão da máquina foi de 60 bar. O fornecimento do fluido lubri-refrigerante é feito por um sistema central e distribuído via rede para as máquinas nas linhas de produção.

3.4.4. SENSORES

Os sensores utilizados estão listados a seguir:

- Sensor de vibração tipo: Acelerômetro capacitivo IFM, Modelo: VSA004, Faixa de frequência: 1 a 10000 Hz, Vibração da área de medição: -25 a 25g
- Sensores de corrente tipo: Transformador de corrente Phoenix Contact, Modelo: PACT MCR-V1-21-44-100-5A-1-2277022, Corrente primária: 100 A AC, Corrente secundária: 5A AC
- Transdutor de corrente ABB tipo: Modelo: ETM 50, Corrente nominal de entrada: 0 a 5A. Saída de Tensão: 4 a 20mA DC

A figura 41 ilustra os sensores utilizados.

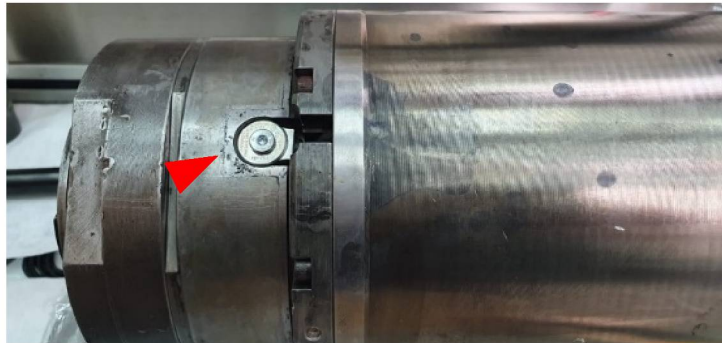
Figura 41 - Transformador de corrente, transdutor de corrente e acelerômetro.



Fonte: O autor (2021)

O sensor de vibração foi acoplado ao eixo árvore da máquina de trabalho, após a usinagem de uma cavidade na carcaça, mais próximo possível da região onde a ferramenta é fixada. A figura 42 mostra a montagem do sensor, sendo que o seu cabo passa por dentro da carcaça.

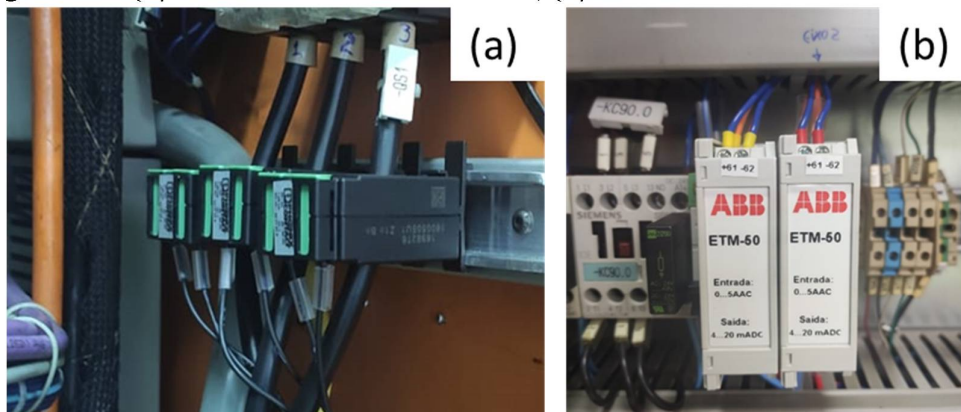
Figura 42 - Fixação do sensor de vibração.



Fonte: Empresa multinacional (2021)

Os transformadores de corrente foram acoplados nos cabos de alimentação elétrica do motor de avanço e do motor principal do fuso porta ferramentas. A função do transformador é baixar o nível de corrente elétrica, assim um sinal de até 100 A CA é transformado de maneira proporcional em um sinal de até 5 A CA. Conforme dito anteriormente, esse tipo de transdutor tem a função de transformar a corrente elétrica alternada em uma corrente elétrica contínua proporcional ao sinal de entrada, que varia de 4mA DC a 20mA DC, assim permitindo sua interligação em uma entrada analógica do condicionador de sinais. Os transformadores de corrente foram instalados conforme mostrado na figura 43.

Figura 43 - (a) Transformador de corrente; (b) transdutor de corrente instalado.



Fonte: O autor (2021)

3.4.5. Softwares

A implementação do código para a concepção das técnicas de aprendizagem de máquina foi realizada por meio da linguagem Python disponível no IDE (integrated development environment) PyCarm, versão Community 2019.1 (JETBRAINS, 2019).

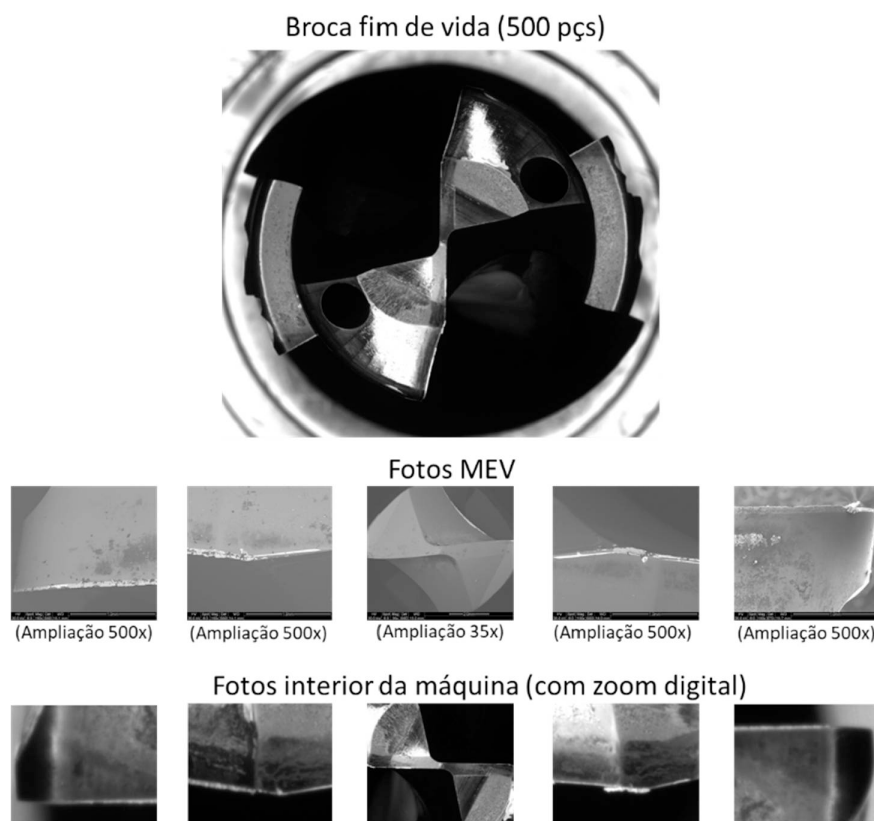
Para o controle da camera e da aquisição das imagens, foi utilizado o software Vimba Viewer, de propriedade da Allied (ALLIED, 2021). Para criação de um software executável no computador industrial acoplado à máquina, foi utilizado o software PyInstaller GNU General Public License v2 (2011), com ele toda a aplicação foi encapsulada em formato de um programa executável que pode rodar no sistema operacional windows.

4. RESULTADOS

4.1. INSTALAÇÃO DO SISTEMA DE VISÃO EMBARCADO EM UM CENTRO DE USINAGEM

O sistema de visão embarcado no magazine de ferramentas da máquina permitiu que fossem adquiridas fotos de alta qualidade de maneira automática após cada ciclo de usinagem. A figura 44 compara a qualidade de uma foto, da mesma ferramenta, adquirida pelo sistema de visão embarcado na máquina com fotos feitas por um microscópio eletrônico de varredura (MEV).

Figura 44 - Comparação entre fotos de topo feitas pelo sistema de visão vs. fotos MEV.



Fonte: O autor (2021)

Foi utilizado zoom digital para que as regiões da foto, adquirida pelo sistema de visão embarcado, corresponderem à mesma região da ferramenta mostrada pelas fotos do MEV. Nota-se que as fotos feitas automaticamente pelo sistema embarcado têm alta qualidade e nitidez. Grande parte do sucesso na aquisição de imagens de boa

qualidade foi devido ao sistema de iluminação de LED difusa, o qual proporciona imagens com uma iluminação homogênea em todas as regiões da ferramenta. A técnica de limpeza da ferramenta, baseada no sopro de ar, se mostrou eficiente, pois todas as fotos tiradas, durante a vida da ferramenta, apresentaram a mesma qualidade e não foram afetadas pelo fluido refrigerante e/ou cavacos.

4.2. SISTEMA DE AQUISIÇÃO DE DADOS E IMAGENS PARA CONDICIONAMENTO DO SINAL

Uma das principais atividades do projeto foi constituída pela formação de *datasets*, sejam eles relacionados às imagens ou aos dados de máquina. Para aumentar a confiabilidade dos resultados foram coletados dados de 120 ferramentas durante sua vida, com isso mais de 240000 furos, considerando as reafiações, foram executados para que fosse possível a execução do presente estudo.

As imagens foram coletadas por um sistema de visão embarcado na máquina de usinagem, conforme descrito na seção de metodologia, após isso as imagens foram classificadas manualmente em quatro classes. A figura 45 exemplifica as classes predeterminadas.

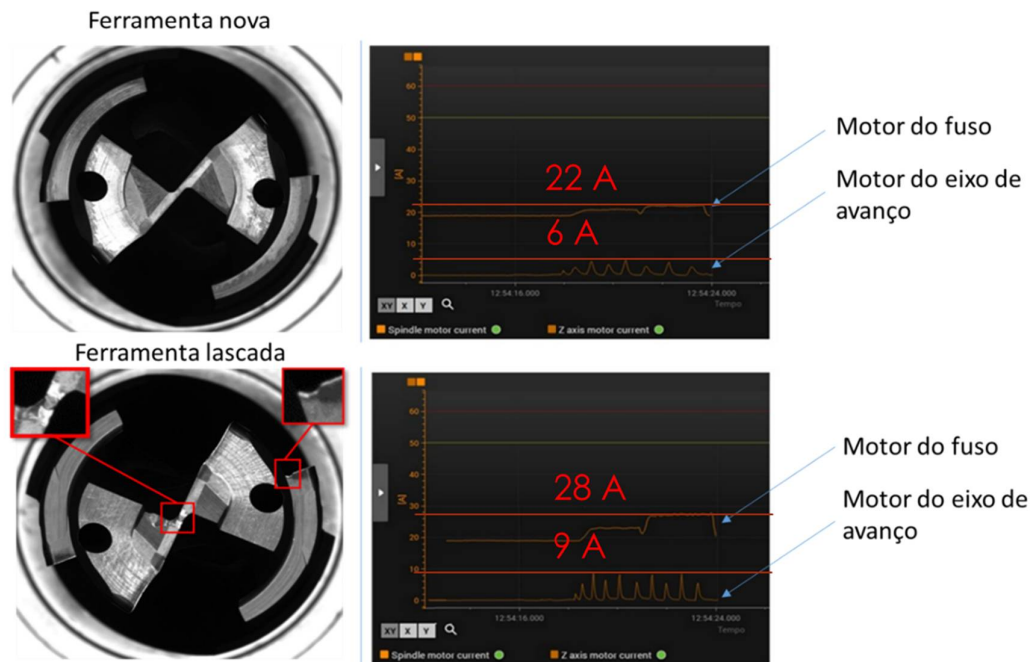
Figura 45 - Fotos tiradas no interior da máquina e suas classificações.



Fonte: O autor (2021)

A classe ferramenta NOVA corresponde à foto da broca antes do seu primeiro ciclo de usinagem. Ferramenta OK representa a classe utilizada para denominar uma broca que ainda está em boas condições e pode usinar mais peças, ferramenta QUEBRADA representa uma broca que sofreu, por exemplo, um lascamento ou até uma falha catastrófica, ou seja, esse tipo de classificação significa que a ferramenta deve ser substituída. Ferramenta COM CAVACO representa uma ferramenta na qual o cavaco não foi evacuado durante a usinagem, enrolando-se na ferramenta, esse tipo de foto foi desconsiderado do estudo. Nessa etapa do projeto ainda foi executada a aquisição dos dados de corrente do fuso porta ferramentas, motor de avanço do eixo Z e a aceleração RMS da vibração. Os dados foram filtrados, pré-processados no domínio da frequência e do tempo e ainda foi realizada a extração de características estatísticas dos sinais. As medições de corrente elétrica do fuso e do motor do eixo Z foram adquiridas no domínio do tempo e armazenadas diretamente no banco de dados do servidor. Dois gráficos dessas medidas são representados na figura 46. A imagem superior é a ferramenta monitorada como nova (primeiro furo). Neste estado, a corrente do eixo árvore está em seu valor baixo (cerca de 20 A). Na imagem inferior, a ferramenta está próxima ao final de sua vida (330 furos) e o aumento da corrente do fuso é notável (em torno de 28 A). A medição da corrente do motor do eixo de avanço não segue o comportamento da corrente do fuso. Na verdade, esse comportamento era esperado, pois, conforme demonstrado por Jia et al. (2019), as dinâmicas dos sistemas *feed-drive* são muito complexas, uma vez que são afetadas pela dinâmica da força de corte na operação de usinagem e pela posição do cabeçote do eixo Z (avanço da broca).

Figura 46 - Corrente do fuso porta ferramentas e corrente do motor de acionamento do eixo Z. ferramenta nova vs. ferramenta gasta.

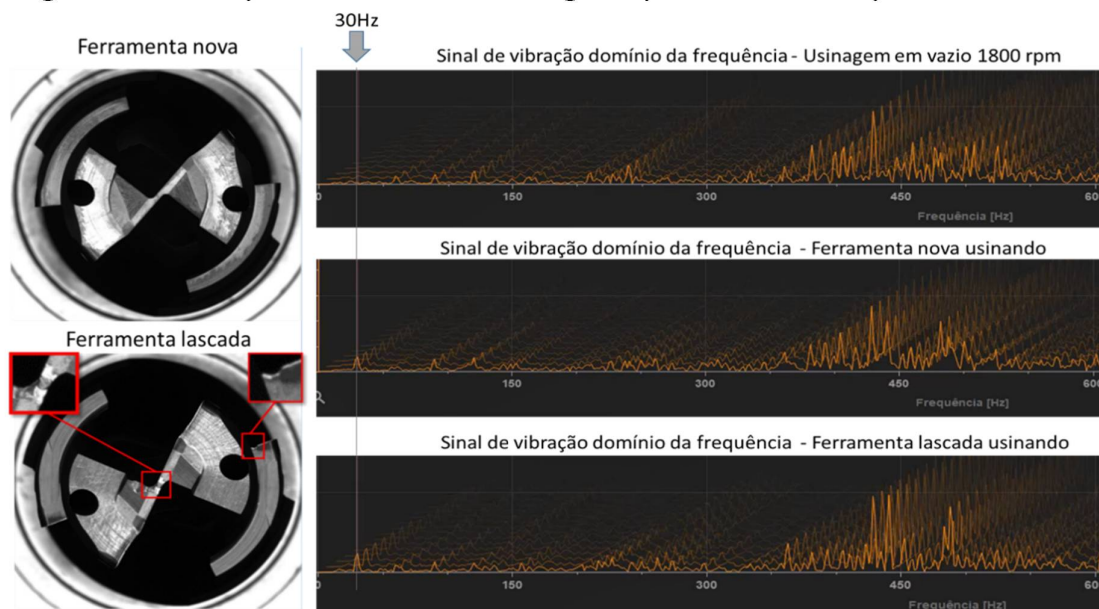


Fonte: O autor (2021)

Para detecção das frequências de vibração, que eram mais excitadas pelo desgaste da ferramenta, foram feitos testes práticos com objetivo de detectar os sinais em janelas de frequência específicas. Para detecção dessas frequências, foram feitas três rodadas de teste. Os testes consistiram na avaliação do comportamento do sinal bruto de vibração no domínio da frequência durante a usinagem com ferramentas novas, usadas e quebradas, para verificar quais frequências eram mais excitadas quando a ferramenta estava usinando.

Os gráficos que representam a excitação para a frequência de 30 Hz durante a usinagem com brocas em vários níveis de desgaste podem ser vistos na figura 47.

Figura 47 - Exemplo da influência do desgaste para faixa de frequência de 30 Hz.



Fonte: O autor (2021)

Foi evidenciado que a frequência de 30 Hz sofria maior variação devido ao desgaste ou quebra da ferramenta. O que é coerente com a aplicação, pela proporcionalidade observada dessas frequências com a frequência de rotação do fuso, 1800rpm ou 30Hz. A faixa de 30 Hz representa o primeiro harmônico do sistema. Após isso, os dados foram enviados para o servidor para posterior utilização.

Os sinais de corrente do motor do eixo árvore e do motor de avanço do eixo Z foram enviados diretamente (brutos) para o banco de dados.

Os dados foram gravados em arquivos do tipo .CSV. Cada arquivo tinha o mesmo rótulo da foto da ferramenta, fazendo com que as duas informações pudessem ser facilmente relacionadas. De acordo com os parâmetros de processo utilizados, o tempo de usinagem de cada operação foi de 5,6 segundos. A tabela 4 contém o total de pontos, para cada furo monitorado, após o condicionamento do sinal.

Tabela 4 - Quantidade de pontos coletados por tipo de sinal.

Sinal	Domínio	Quantidade de pontos por ciclo
Corrente do motor do <i>spindle</i>	Tempo	939
Corrente do motor de avanço do eixo Z	Tempo	1296
Aceleração da vibração RMS 30 Hz	Frequência	16

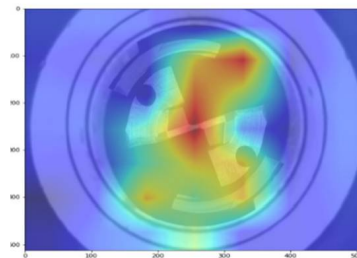
Fonte: O autor (2021)

4.2.1. Treinamento da rede neural convolucional (RNC) para imagens

A qualidade dos dados de entrada tem grande influência no treinamento da RNC influenciando o resultado obtido. O primeiro treinamento da RNC para classificação simples das imagens foi feito com a imagem inteira da ferramenta, mas com tamanho reduzido, aproximadamente 1 megapixel. Nesse treinamento, a rede neural se mostrou instável e a acurácia na validação dos dados tendeu a diminuir. Os melhores resultados foram de apenas 50% de acurácia. Isso ocorreu devido à falta de resolução da imagem, pois o desgaste das arestas de corte se desenvolve em uma região muito pequena, ou seja, onde ocorre o próprio corte. O valor desse desgaste, é de no máximo 0,1 mm para a ferramenta e as condições aqui estudadas, desgaste de flanco (VB) medido ao final da vida da ferramenta, 500 pçs, em laboratório. O uso da foto com resolução máxima, 12 megapixels, também não produziu bons resultados devido a imagem completa de uma broca conter muitas regiões diferentes, com importâncias diferentes para determinação do grau de desgaste da ferramenta.

A figura 48 mostra um exemplo dessa redução na precisão, que foi avaliada pela aplicação de um recurso denominado mapa de ativação por classe, por meio do qual a rede neural executa um mapa de calor que mostra as regiões de maior ativação. Pode-se perceber que as regiões de maior ativação, em vermelho na foto, coincidem com os canais de passagem do cavaco, que são de pouca importância para a avaliação do fim de vida.

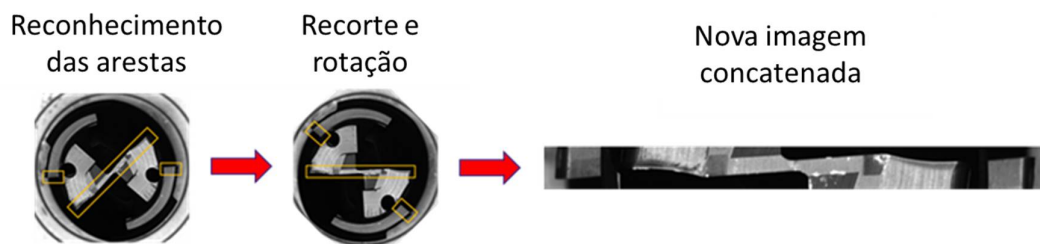
Figura 48 - Mapa de ativação por classe.



Fonte: O autor (2021)

No segundo teste do treinamento da RNC, as imagens foram recortadas, de forma que nas regiões de interesse as arestas de corte fossem localizadas e concatenadas, com o auxílio de uma rede neural adicional, gerando uma nova imagem, conforme mostrado na figura 49.

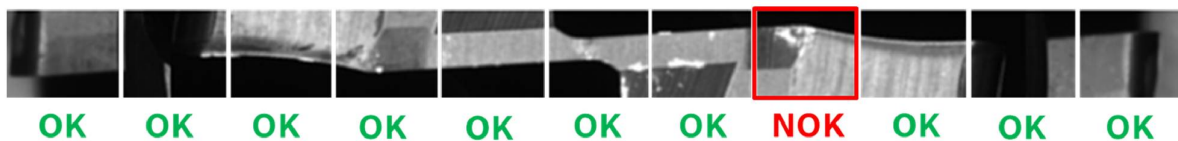
Figura 49 - Nova imagem concatenada.



Fonte: O autor (2021)

Com essa abordagem adotada neste segundo treinamento, os resultados da avaliação da validação ficaram mais estáveis, pois somente as regiões de interesse da foto eram consideradas no treinamento. Na terceira e última tentativa de treinamento, com a RNC de simples classificação, a imagem concatenada foi subdividida em 11 partes, com objetivo de que a resolução da largura e da altura de cada segmento fossem iguais, para que não ocorresse distorção dos segmentos durante o processamento feito pelo algoritmo de aprendizado profundo. A divisão da imagem ocorreu conforme mostra a figura 50.

Figura 50 - Imagem concatenada dividida em 11 partes.

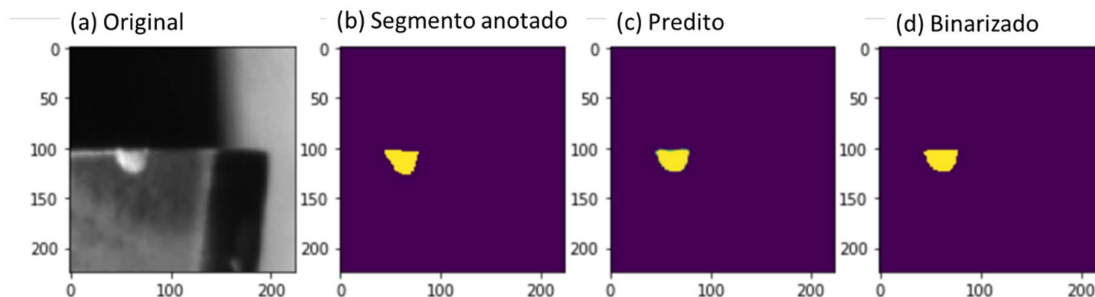


Fonte: O autor (2021)

Cada uma das 11 partes era classificada individualmente, facilitando a interpretação da rede neural. Esse procedimento foi necessário porque, mesmo avaliando apenas a região de interesse na foto, ainda existem arestas de corte, mesmo para uma broca classificada como quebrada, em que a ferramenta ainda estava em condições de uso. Assim, a acurácia média alcançada durante a validação do treinamento realizada com 20% do conjunto de dados foi de aproximadamente 73%. Com base nesse resultado, uma nova abordagem teve de ser adotada, considerando uma RNC de segmentação do tipo *U-net*, que criou um mapa de probabilidade para cada uma das 11 partes da figura concatenada. Nesse tipo de RNC, as informações relativas à localização e ao formato das características a serem classificadas são levadas em conta, conforme

figura 51. Essa imagem exemplifica a saída da *U-net* para um dos 11 segmentos da foto concatenada.

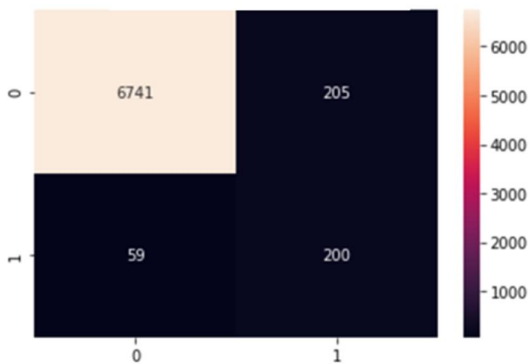
Figura 51 - Imagem original (a), segmento anotado manualmente (b), mapa de segmentação previsto pela U-Net (c) imagem prevista binarizada pela U-Net (d).



Fonte: O autor (2021)

Se qualquer um dos 11 segmentos da imagem concatenada receber uma classificação que indique um problema na ferramenta, a classificação geral da foto será “quebrada”. A figura 52 mostra a matriz de confusão gerada na classificação das fotos, levando-se em conta os resultados para apenas 1 segmento individual e considerando a RNC *U-Net* com um limiar para binarização (*threshold*) de 0,999. Com esta configuração, chegou-se a um resultado de médio de acuracidade de 96%. Considerando um total de 7205 imagens para validação, sendo 6946 do tipo A, o algoritmo acertou 6741 classificações e das 259 imagens do tipo B o algoritmo acertou 200.

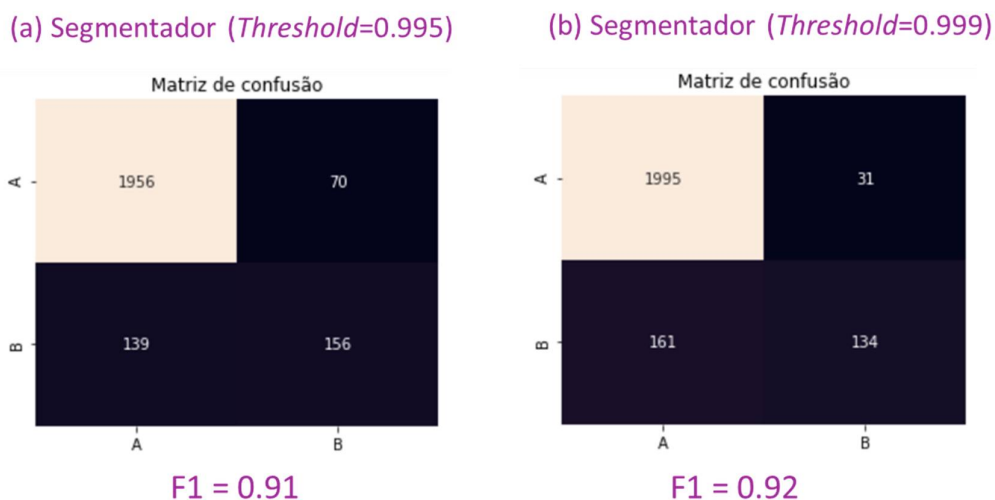
Figura 52 - Matriz de confusão para RNC U-Net, apenas 1 segmento.



Fonte: O autor (2021)

O resultado, levando em conta os 11 segmentos de uma foto completa, pode ser observado na figura 53. Nesse caso foram utilizadas 2321 imagens completas para validação, sendo 2026 do tipo A e 295 do tipo B.

Figura 53 - Matriz de confusão para U-Net considerando os 11 segmentos. (a) limiar de 0,995 e (b) limiar de 0,999.



Fonte: O autor (2021)

Os resultados mostram que a acurácia geral caiu de 96%, avaliando apenas um segmento, para 92% ao serem levados em conta os 11 segmentos. Com o limiar de 0,999 a acurácia geral teve um resultado 1% melhor, se comparado ao limiar de 0,995, reduzindo os erros de classificação quando a ferramenta ainda está em boas condições (falsos positivos) em mais de 50%.

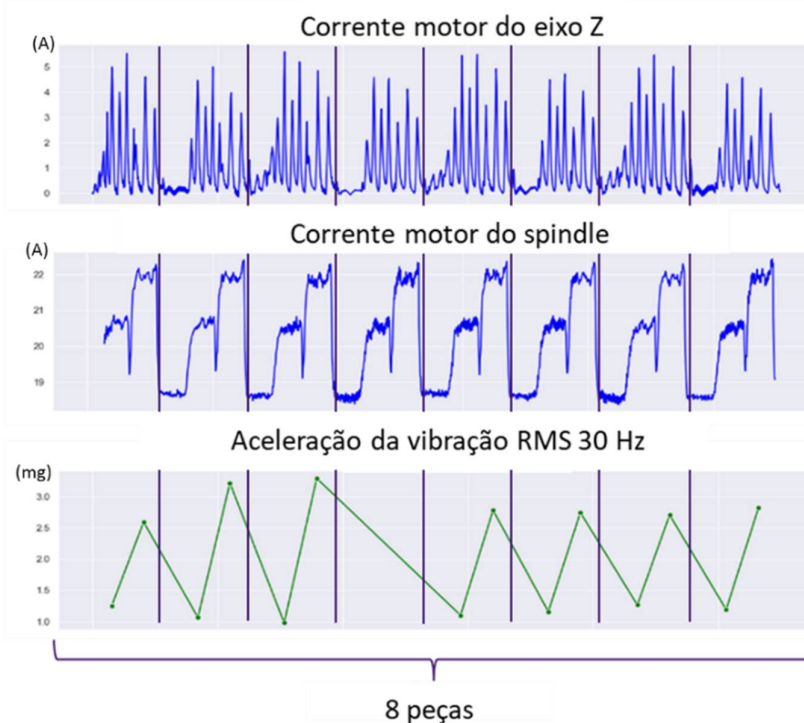
4.2.2. Pré-processamento dos dados de máquina

A formação dos conjuntos de dados de corrente e vibração no processo de furação com a broca escalonada e seu pré-processamento foi uma etapa de grande importância para aumentar a precisão alcançada pelo algoritmo de classificação responsável por classificar os dados de máquina coletados. Após o momento em que o sistema de captura de dados foi ativado, então todos os movimentos da máquina eram capturados, fazendo com que uma grande quantidade de dados ruidosos fosse adquirida juntamente com os sinais de interesse. Com isso, foi necessário adaptar o sistema, criar uma função para ligá-lo e desligá-lo por meio do CNC da máquina-

ferramenta. Então o sistema de coleta era acionado apenas no momento da usinagem de cada peça, evitando a coleta de dados desnecessários e reduzindo o esforço necessário para filtragem do banco de dados.

A figura 54 mostra os dados da máquina coletados após a filtragem e exportação para o servidor. É importante notar que o conjunto de dados expressa os valores coletados para 8 peças de trabalho.

Figura 54 - Dados de máquina filtrados disponíveis no banco de dados.

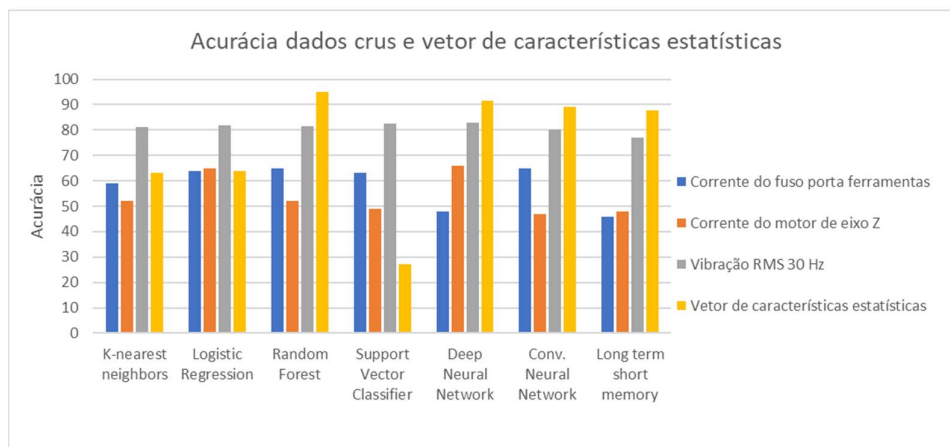


Fonte: O autor (2021)

Com base nos dados filtrados do banco de dados, diversos algoritmos de aprendizado de máquina foram aplicados nos dados brutos para verificar a correlação destes e o estado das ferramentas avaliadas. A métrica adotada para verificação da performance de cada algoritmo foi a acurácia. Oito algoritmos de aprendizado de máquina foram testados. Partindo do nível mais simples até o mais complexo, em um nível mais simples de complexidade foram utilizados algoritmos considerados tradicionais, tais como: K-Vizinhos mais próximos, Regressão Logística, Floresta aleatória, Classificador de Vetores de Suporte. Em um nível mais avançado, foram utilizadas as Redes neurais e as Redes Neurais Convolucionais.

A extração de características dos três sinais adquiridos — corrente do motor de avanço do eixo Z, corrente do motor do fuso e vibração do fuso — foi aplicada e utilizada como entrada nos algoritmos de aprendizado de máquina. Com essa abordagem, os vetores estatísticos foram utilizados ao invés dos dados brutos como entrada para as redes neurais. Foram testados os mesmos oito algoritmos de classificação, utilizados anteriormente para classificação dos dados brutos, para verificá-los quanto à correlação com a condição da ferramenta. Sendo que o algoritmo floresta aleatória atingiu uma acurácia de aproximadamente 95%, conforme figura 55. Para o treinamento, o conjunto de dados utilizado possui 3023 furos, sendo 80% dos dados para treinamento e 20% para validação.

Figura 55 - Acurácia dados crus e vetor de características estatísticas.



Fonte: O Autor (2021)

4.2.3. Classificador final para tomada de decisão do fim de vida

Os dados provenientes das duas redes, RNC *U-Net* para imagens e floresta aleatória para os dados, foram usados como entrada para uma rede neural do tipo floresta aleatória, mesmo tipo de algoritmo utilizado para classificação dos dados. Com isso, ocorreu a junção dos sensores, imagem e dados de máquina, ou seja, nesse momento as informações das imagens e dos dados de máquina coletados foram levadas em conta com objetivo de se obter a máxima acurácia do sistema em todas as condições de uso. Cada sistema apresenta seus benefícios, por exemplo o sistema de coleta de dados é mais robusto para detecção de quebras ou danos maiores na

ferramenta. Já o sistema de imagens funciona muito bem para detecção do desgaste contínuo e de lascas ou pequenas quebras na ferramenta.

Com a fusão dos resultados através do algoritmo floresta aleatória foi observado um aumento da acurácia geral do sistema. Separadamente, registraram-se acurácias de 92% para o sistema de imagens e 95% para o sistema de dados, após o uso da rede neural de junção dos dados, a acurácia geral do sistema atingiu 96%.

5. CONCLUSÕES

Imagens do sistema de visão embarcado, em máquina de produção seriada, aquisitionadas de forma robusta e com qualidade;

Sistema de aquisição de dados foi instalado e configurado com êxito, proporcionando dados de qualidade para tomada de decisão;

Correlação dos dados crus com a condição da ferramenta mostraram que a vibração atingiu no máximo 83% de acurácia, enquanto as correntes do motor de avanço e do fuso porta ferramentas atingiram no máximo 63% de acurácia;

Rede neural convolucional U-Net apresentou 92% de acurácia na avaliação das imagens;

Algoritmo floresta aleatória apresentou 95% de acurácia na avaliação da condição da ferramenta considerando apenas os dados após a extração de características estatísticas;

Algoritmo floresta aleatória apresentou 96% de acurácia para tomada de decisão final em relação a condição da ferramenta;

Sistema aqui demonstrado pode ser reivindicado como uma solução para a tomada de decisão em relação ao estado da ferramenta em ambientes seriados, demonstrando que o objetivo do estudo foi alcançado.

6. SUGESTÕES PARA PRÓXIMOS TRABALHOS

As próximas etapas deste trabalho compreendem o desenvolvimento de uma interface para o usuário e uma interface para treinamento dos algoritmos que seja simples e que permita o uso da solução em mais tipos de ferramentas e máquinas.

Ainda a possibilidade da expansão do sistema aqui proposto com testes em outras ferramentas, materiais e processos.

Uso de outros tipos de dados de máquina como entrada para redes neurais, como sinais de Emissão acústica, por exemplo.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AAYUDH. **Subland drill**. Catálogo do fabricante de broca. Disponível em <https://aayudh.co.in/products/subland-drill/>. Acesso em: 02 novembro, 2021.

ABNT NBR ISO 3685:2017. **Tool life testing with single point turning tools**, 2017.

ABU-MAHFOUZ, I.; BANERJEE, A. **Drill Wear Feature Identification under Varying Cutting Conditions Using Vibration and Cutting Force Signals and Data Mining Techniques**. Procedia - Procedia Computer Science, v. 36, p. 556–563, 2014.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 5419: Brocas helicoidais - Termos, definições e tipos**. Rio de Janeiro, 2009.

AFFONSO, C., ROSSI, A. L. D., VIEIRA, F. H. A., & DE LEON FERREIRA, A. C. P. **Deep learning for biological image classification**. Expert Systems with Applications, 85, 114-122, 2017

ALEXANDRE, R. P. **Redes Neurais - Aplicação no monitoramento da vida de ferramentas de corte**. 105 f. Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, 2005.

ALLIED, **Software Vimba Viewer**, 2021.

ALTINTAS, Y. **Manufacturing automation: metal cutting mechanics machine tool vibrations, and CNC design**. 1 ed. New York: Cambridge University Press, 2000.

AMBHORE, N.; KAMBLE, D.; CHINCHANIKAR, S.; WAYAL, V. **Tool condition monitoring system: A review**. Materials Today: Proceedings, v. 2, n. 4–5, p. 3419–3428, 2015.

AMORIM, H. J. DE. **Estudo da relação entre velocidade de corte, desgaste de ferramenta, rugosidade e forças de usinagem em torneamento com ferramenta**

de metal duro. Dissertação (mestrado) Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Escola de Engenharia. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, 2002.

ASTAKHOV, V. P. Drills: **Science and Technology of Advanced Operations.** New York: CRC Press - Taylor & Francis Group, 2014.

BALAJI, M.; RAO, K. V.; RAO, N. M.; MURTHY, B. S. N. **Optimization of drilling parameters for drilling of Ti-6Al-4V based on surface roughness , flank wear and drill vibration.** Measurement, Vol. 144, pp 332-339, 2017.

BLACK J. T., KOHSER R. A. **DeGarmo's Materials and Processes in Manufacturing, 12th Edition.** Wiley, 2017.

BYRNE, G., DORNFELD, D., INASAKI, I., KETTELER, G., KÖNIG AND W., TETI, R. **Tool condition monitoring (TCM)—the status of research and industrial application,**. Ann. CIRP, Vol.44, No. 1, pp. 541-567, 1995.

BORK, Carlos Alberto. **Otimização de variáveis de processo para a furação do aço inoxidável austenítico DIN 1.4541. 127 f.** Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – Departamento de Engenharia Mecânica, UFSC, 1995

BOTEK, **Einlippenbohrer: Typ 110, 113.** Catálogo do fabricante de broca canhão. Disponível em: Acesso em: 10 fevereiro 2020. <https://www.botek.de/de/download/broschueren-bestelldaten/katalog-einlippenbohrer-typ-110-111-112-113-113-hp-114-115/#page/12>.

BOTEK, **Zweilippenbohrer: Typ 120, 122, 123 , 125.** Catalogo do fabricante de broca. Disponível em, <https://www.botek.de/de/download/broschueren-bestelldaten/zweilippenbohrer-typ-120-122-123-125/#page/6>. Acesso em: 10 fevereiro 2020.

BRAGA, A. P CARVALHO, A. C. P. L. F., LUDERMIR, T. B. **Redes Neurais Artificiais – Teoria e Aplicações,** 1a. Edição, LTC Editora Brasil, 2000.

BROPHY, B.; KELLY, K.; BYRNE, G. **AI-based condition monitoring of the drilling process**. *Journal of Materials Processing Technology*, v. 124, n. 3, p. 305–310, 2002.

CHEN, N.; HAO, B.; GUO, Y.; et al. **Research on tool wear monitoring in drilling process based on APSO-LS-SVM approach**. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v. 108, n. 7–8, p. 2091–2101, 2020.

CIMM, **Geração de calor e distribuição de temperaturas**. Disponível em https://www.cimm.com.br/portal/material_didatico/3652-geracao-de-calor-e-distribuicao-de-temperaturas. Acesso em 19 agosto de 2020

COOK, N.H. **Tool wear sensors**. *Wear*, Vol. 62, pp. 49-57, 1980

CORNE, R.; NATH, C.; EL MANSORI, M.; KURFESS, T. **Study of spindle power data with neural network for predicting real-time tool wear/breakage during inconel drilling**. *Journal of Manufacturing Systems*, v. 43, p. 287–295, 2017.

DA SILVA, L., DEL CLARO, V., ANDRADE, C., GUESSER, W., JACKSON, M., MACHADO, A. **Tool wear monitoring in drilling of high-strength compacted graphite cast irons**. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture* 235, 207-218, 2021.

DESCHAMPS, F. **Contribuições para o desenvolvimento de um sistema de visão aplicado ao monitoramento do desgaste de ferramentas de corte – o sistema toolspy**. Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico. Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, 2004.

DINIZ, ANSELMO E.; MARCONDES, FRANCISCO C.; COPPINI, NIVALDO L. **Tecnologia da Usinagem dos Materiais**. 5. ed., São Paulo: Artliber Editora Ltda., 255 p, 2006.

DOS REIS, A.; DA SILVA, R. B.; SILVA, L. G.; et al. Analyses of two manufacturing systems in drilling of CGI: drilling and reaming × drilling. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, v. 106, n. 7–8, p. 2861–2874, 2020.

DUTTA, S.; PAL, S. K.; MUKHOPADHYAY, S.; SEN, R. **Application of digital image processing in tool condition monitoring : A review**. Vol 6, pp 212-232, CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology, 2013.

ERTUNC, H. M., & OYSU, C. **Drill wear monitoring using cutting force signals**. Mechatronics, v. 14, n. 5, p. 533-548, 2004.

SÁNCHEZ, N.; SÁNCHEZ, A.; DIAZ-ALVAREZ, A.; MIGUELEZ, M. **Multi-objective optimization analysis of cutting parameters when drilling composite materials with special geometry**. Composite Structures, pp 225, 2019.

FERRARESI, Dino. **Fundamentos da Usinagem dos Metais**. 11. ed., São Paulo: Editora Edgard Blücher Ltda, 751 p., 1970.

GARG, S.; PATRA, K.; PAL, S. K. **Effect of different basis functions on a radial basis function network in prediction of drill flank wear from motor current signals**. Soft Computing, 12(8), 777-787, 2008.

GNU GENERAL PUBLIC LICENSE V2. **PyInstaller**, 2011

GÓMEZ, M. P.; HEY, A. M.; RUZZANTE, J. E.; ATTELLIS, C. E. D. **Tool wear evaluation in drilling by acoustic emission**. Physics Procedia, v. 3, n. 1, p. 819–825, 2010.

GONC, R.; GUERREIRO, B.; RICARDO, P.; ARAUJO, M. DE; SCHMITT, R. **In-Process Tool Wear Measurement System Based on Image Analysis for CNC Drilling Machines**. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, v. 9456, n. c, p. 1–10, 2019.

GOODFELLOW I.; YOSHUA B.; COURVILLE A. **Deep learning**. MIT Press, 2016.

GRIFFIN, R.; CAO, Y.; PENG, J. Y.; CHEN, X. B. **Tool wear monitoring and replacement for tubesheet drilling Machining Process**. Int J Adv Manuf Technol 86, 2011–2020, 2016.

HASSOUN, M.H. **Fundamentals of Artificial Neural Networks**. MIT Press, Cambridge, 1995.

HAYKIN, S. **Redes Neurais: Princípios e Práticas**, Ed. Bookman, 2001.

HEINEMANN, R.; HINDUJA, S. **A new strategy for tool condition monitoring of small diameter twist drills in deep-hole drilling**. International Journal of Machine Tools and Manufacture, v. 52, n. 1, p. 69–76, 2012.

HERMANN, G. **Application of neural network based sensor fusion in drill monitoring**. Proc. of Symposium on Applied Machine Intelligence, Herlany, Slovakia, 2003.

JETBRAINS. **PyCharm versão Community 2019.1**, 2019.

JIA, P., RONG, Y., HUANG, Y. **Condition monitoring of the feed drive system of a machine tool based on long term operational modal analysis**. Int J Mach Tools Manufacturing, Vol. 146, 103454, 2019.

KANDILLI, I.; SÖNMEZ, M.; ERTUNC, H. M.; ÇAKIR, B. **Online Monitoring Of Tool Wear In Drilling and Milling By Multi-Sensor Neural Network Fusion**. 2007 International Conference on Mechatronics and Automation IEEE, pp. 1388-1394, 2007.

KISTLER. **Fabricante de equipamentos para medição de torque, 2021**. Disponível em <https://www.kistler.com/en/>

KONIG, W., & KLOCKE, F. **Fertigungsverfahren: Drehen, Fräsen, Bohren**. Band, 1, 168-178, 1997.

KOWSARI, K.; MEIMANDI, K. J.; HEIDARYSAFA, M.; et al. **Text classification**

algorithms: A survey. Information (Switzerland), v. 10, n. 4, p. 1–68, 2019.

KOSOW, Irving L. **Máquinas elétricas e transformadores.** Porto Alegre (RS): Globo, 1979.

KLAIC, M.; MURAT, Z.; STAROVESKI, T.; BREZAK, **Tool wear monitoring in rock drilling application using vibration signals.** Vol. 408, pp 222-227, Wear, 2018.

KLOCKE, FRITZ. **Manufacturing Process 1 – Cutting,** RWTH ed., Aachen: Editora Springer, 504 p, 2010

LAZAR, M-B, XIROUCHAKIS, P. **Experimental analysis of drilling fiber reinforced composites.** International Journal of Machine Tools and Manufacture, Volume 51, Issue 12, pp 937-946, 2011.

LASI, H., FETTKE, P., KEMPER, H. G., FELD, T., & HOFFMANN, M. **Industry 4.0.** Business & information systems engineering, 6(4), 239-242, 2014.

LI, C.; XU, J.; CHEN, M.; et al. **Tool wear processes in low frequency vibration assisted drilling of CFRP / Ti6Al4V stacks with forced air-cooling.** Wear, v. 426–427, n. September 2018, p. 1616–1623, 2019.

LI, X.; TSO, S. K. **Drill wear monitoring based on current signals.** Wear, v. 231, n. 2, p. 172–178, 1999.

MACHADO, Á. R., COELHO, R. T., ABRÃO, A. M., & DA SILVA, M. B. **Teoria da usinagem dos materiais.** Editora Blucher 3ª edição, 2015

MARQUES, A., DA COSTA, D. D., LOPES, E. O. E GUSSOLI, M. K., **Avaliação da Eficiência Energética de Tornos Convencionais Baseada no Valor Médio da Energia Específica de Corte.** Congresso Brasileiro de Engenharia de Fabricação. Salvador, Brazil, 2015.

MARTÍNEZ-ARELLANO, G., TERRAZAS, G. & RATCHEV, S. **Tool wear classification using time series imaging and deep learning.** Int J Adv Manuf Technol 104, 3647–3662, 2019.

MAXWELL, A. E.; WARNER, T. A. **Accuracy Assessment in Convolutional Neural Network-Based Deep Learning Remote Sensing Studies — Part 2: Recommendations and Best Practices.** Remote Sensing 13, no. 13: 2591, 2021.

MOCELLIN, F. **Avaliação da Usinabilidade do Ferro Fundido Vermicular em Ensaio de Furação,** Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, 2002.

NASIR, V. **A review on deep learning in machining and tool monitoring : methods , opportunities , and challenges.** The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, Int J Adv Manuf Technol 115, 2683–2709, 2021.

NATH C. **Integrated Tool Condition Monitoring Systems and Their Applications: A Comprehensive Review** Procedia Manufacturing, Vol. 48, pp. 852–863, 2020.

NICOLAOU, P.; THURSTON, D. L.; CARNAHAN, J. V. **Machining quality and cost: Estimation and tradeoffs.** Journal of Manufacturing Science and Engineering, Transactions of the ASME, v. 124, n. 4, p. 840–851, 2002.

PARSIAN, A. **Regenerative Chatter Vibration in Indexable Drills : Modeling and Simulation.** PhD dissertation, University West, Trollhättan, 2018.

PATRA, K. **Acoustic Emission based Tool Condition Monitoring System in Drilling.** Proceedings of the world congress on engineering, July 6 - 8, 2011, London, U.K., 2011.

PATRA, K.; JHA, A. **Tool condition Monitoring in Micro-drilling Using Vibration Signals and Artificial Neural Network.** International Conference on Industrial

Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM), 16-19 May 2017 , St. Petersburg, Russia, pp. 1-5, 2017.

PATRA, K.; JHA, A. K.; SZALAY, T.; RANJAN, J.; MONOSTORI, L. **Artificial neural network based tool condition monitoring in micro mechanical peck drilling using thrust force signals**. Precision Engineering, Vol 48, pp 279-291, Elsevier Inc., 2016.

PATRA, K.; PAL, S. K.; BHATTACHARYYA, K. **Artificial neural network based prediction of drill flank wear from motor current signals**. Applied Soft Computing, v. 7, n. 3, p. 929-935, 2007.

PENG, C.; ZHANG, X.; YU, G.; LUO, G.; SUN, J. **Large kernel matters - Improve semantic segmentation by global convolutional network**. Proceedings - 30th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2017, v. 2017-January, p. 1743–1751, 2017.

PIRES, B. J. **Estudo das forças , vibrações e desgaste das ferramentas no fresamento da liga de titânio Ti-6Al-4V**. Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Mecânica, 2011.

POLLI, M. L. **Análise da estabilidade dinâmica do processo de fresamento a altas velocidades de corte**. Tese (doutorado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico. Programa de Pós-graduação em Engenharia Mecânica, N. March, p. 25–27, 2005.

RAFEZI, H.; AKBARI, J.; BEHZAD, M. **Tool condition monitoring based on sound and vibration analysis and wavelet packet decomposition**. 2012 8th International Symposium on Mechatronics and its Applications, Sharjah, United Arab Emirates, 10-12 April, 2012.

RAMZI, R.; BAKAR, E. A.; MAHMOD, M. F. **Drill Bit Flank Wear Monitoring System in Composite Drilling Process Using Image Processing**. 10th International Conference, Springer Singapore, 2019.

REHORN, A. G.; JIANG, J.; ORBAN, P. E. **State-of-the-art methods and results in tool condition monitoring : a review**. Int J Adv Manuf Technol 26, 693–710, 2005.

RODRIGUES, M. A. **Otimização do processo com o uso de brocas especiais**. Revista Máquinas e Metais, Maio 2007, 2007.

RONNEBERGER O., FISCHER P., BROX T. **U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation**. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015. MICCAI 2015. Lecture Notes in Computer Science, vol 9351. Springer, 2015

SAEIDI, O.; ROSTAMI, J.; ATAEI, M.; RAHMAN, S. **Automation in Construction Use of digital image processing techniques for evaluating wear of cemented carbide bits in rotary drilling**. Automation in Construction, v. 44, p. 140–151, 2014.

SALIMI, A.; ZADSHAKOYAN, M.; ÖZDEMIR, A.; SEIDI, E. **Designing an intelligent system to predict drill wear by using of motor current and fuzzy logic method**. Acta Scientiarum, p. 669–676, 2013.

SÁNCHEZ, N. .; SÁNCHEZ, A. .; DIAZ-ALVAREZ, A. .; MIGUELEZ, M. **Multi-objective optimization analysis of cutting parameters when drilling composite materials with special geometry**. CIIM, Department of Mechanical and Materials Engineering, Universitat Politècnica de València, p. 1–11, 2019.

SANDVIK, **Wear on cutting edges**. Disponível em <https://www.sandvik.coromant.com/pt-pt/knowledge/materials/pages/wear-on-cutting-edges.aspx>. Acesso em 24 fevereiro de 2020.

SANTANA, M. I. D. E. **Influência da preparação das arestas de corte de brocas helicoidais no processo de furação**, Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica e de Materiais) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Curitiba, 2015.

SANTOS, J. A. Z. **Verificação da sensibilidade dos sinais de vibração, emissão acústica e corrente no acompanhamento da evolução do desgaste de brocas**, instituto superior tupy, mestrado em engenharia mecânica, 2008.

SERPRO, **Democratizando a inteligência artificial**. Disponível em <<https://www.serpro.gov.br/menu/noticias/noticias-2019/democratizando-a-inteligencia-artificial>>. Acesso em 02 Novembro de 2021.

STEPHENSON, D. A.; AGAPIOU, J. S. **Metal Cutting Theory and Practice**. CRC press , 4. ed., 2016.

STEMMER, C. E. **Ferramentas de corte I**. 4. ed. Florianópolis: Editora da UFSC, 1995

STEMMER, C. E. **Ferramentas de corte II**. 2. ed. Florianópolis: Editora da UFSC, 1995.

SHAH, M.; BOMBAY, I. I. T.; FACULTY, L. U. **Tool control monitoring applied to drilling**, Proceedings of the 6th MUGV conference, Cluny, France, 2010.

SIDDHPURA, A.; PAUROBALLY, R. **A review of flank wear prediction methods for tool condition monitoring in a turning process**. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, v. 65, n. 1–4, p. 371–393, 2013.

SOUZA, A. J. DE. **Aplicação de multisensores no prognóstico da vida da ferramenta de corte em torneamento**, Tese (doutorado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, 2004.

TRENT, EDWARD; WRIGHY, PAUL. **Metal Cutting**. 4 ed., Woburn: Butterworth Heinemann, 446 p, 2000.

UEKITA, M.; TAKAYA, Y. **Tool condition monitoring technique for deep-hole drilling of large components based on chatter identification in time – frequency domain**. Measurement, v. 103, p. 199-207, 2017.

VARGAS, A. C. G.; PAES, A.; VASCONCELOS, C. N. **Um estudo sobre redes neurais convolucionais e sua aplicação em detecção de pedestres**. Proceedings of the XXIX Conference on Graphics, Patterns and Images, p. 1–4, 2016.

WEINGAERTNER, W.L.; SCHROETER, R.B.; TEIXEIRA, C.R.; CASTRO, P.R.A. **Brocas helicoidais de aço-rápido na furação com MQL e a seco**. Revista Máquinas e Metais, 438:128-141, 2002.

WANG, M.; ZAN, T.; YANG, Y.; FEI, R. **Design and implementation of nonlinear TMD for chatter suppression : An application in turning processes**. International Journal of Machine Tools and Manufacture, v. 50, n. 5, p. 474–479, 2010.

WANG, Q., ZHANG, D., CHEN, B., ZHANG, Y. AND WU, B., **Energy Consumption Model for Drilling Processes Based on Cutting force**. Applied Sciences, 9(22), p.4801, 2019.

WOLF, J. **Investigation of chip-form and tool wear in turning of hardened AF9628 alloy under various cooling and lubrication conditions**, Master of Science in Manufacturing Systems Engineering (MSMSE), 2019.

YU, X.; LIN, X.; DAI, Y.; ZHU, K. **Image edge detection based tool condition monitoring with morphological component analysis**. ISA Transactions, v. 69, p. 315–322, 2017.