UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO–USP
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MECÂNICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA

Leonardo Bonacini

**Sistema dedicado de aquisição de dados
para obtenção de assinaturas de
processo em torno CNC**

São Carlos
2017

Leonardo Bonacini

**Sistema dedicado de aquisição de dados
para obtenção de assinaturas de
processo em torno CNC**

Dissertação apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, para obtenção do título de Mestre em Ciência - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica.

Área de concentração: Manufatura

Orientador: Prof. Assoc. Mário Luiz Tronco

ESTE EXEMPLAR TRATA-SE DA
VERSÃO CORRIGIDA. A VERSÃO
ORIGINAL ENCONTRA-SE DISPONÍVEL
JUNTO AO DEPARTAMENTO DE
ENGENHARIA MECÂNICA DA
EESC-USP.

São Carlos

2017

AUTORIZO A REPRODUÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO,
POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS
DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

B697s Bonacini, Leonardo
Sistema dedicado de aquisição de dados para
obtenção de assinaturas de processo em torno CNC /
Leonardo Bonacini; orientador Mário Luiz Tronco. São
Carlos, 2017.

Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-Graduação
em Engenharia Mecânica e Área de Concentração em
Manufatura -- Escola de Engenharia de São Carlos da
Universidade de São Paulo, 2017.

1. Assinaturas de processos. 2. Vibração mecânica.
3. Vibração sonora. 4. Temperatura. 5. Torneamento. I.
Título.

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidato: Tecnólogo **LEONARDO BONACINI**.

Título da dissertação: "Sistema dedicado de aquisição de dados para obtenção de assinaturas de processo em torno CNC".

Data da defesa: 17/10/2017.

Comissão Julgadora:

Resultado:

Prof. Associado **Mario Luiz Tronco**
(Orientador)
(Escola de Engenharia de São Carlos/EESC)

Aprovado

Prof. Associado **Dennis Brandão**
(Escola de Engenharia de São Carlos/EESC)

Aprovado

Prof. Dr. **Gustavo Franco Barbosa**
(Universidade Federal de São Carlos/UFSCar)

Aprovado

Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica:
Prof. Associado **Gherhardt Ribatski**

Presidente da Comissão de Pós-Graduação:
Prof. Associado **Luís Fernando Costa Alberto**

Agradecimentos

Desejo que a lembrança dos nomes demonstre minha extrema gratidão por terem tornado possível, de diversas maneiras, esta dissertação.

Primeiramente, à Deus pela oportunidade de fazer mestrado e, além disso, por todas as outras ocasiões em que esteve ao meu lado.

Ao meus pais, Claudia e Sebastião, por terem se dedicado à minha educação como ser humano, com muito amor e carinho. Ao meu irmão, Igor, por sempre estar ao meu lado e meus avós, Ermelinda e Ricardo, por sempre terem me apoiado.

Ao meu orientador Mário Luiz Tronco, por todo o tempo que dedicou a me ajudar durante o processo de realização deste trabalho.

À USP por proporcionar-me as condições necessárias para que eu alcançasse meus objetivos.

Aos professores Alessandro Roger Rodrigues e Renato Goulart Jaínevicius que ajudaram no desenvolvimento e melhoramento deste trabalho de mestrado.

Aos técnicos do LAMAFE José Carlos Risardi e Mauro, e aos orientados dos professores Renato e Roger Igor e Marcel por terem me ajudado durante a realização dos experimentos.

Às secretarias da Pós-Graduação da Engenharia Mecânica, Ana Paula e Iara, por toda a disposição em nos ajudar durante o processo.

Ao CNPq por ter fornecido a bolsa de mestrado, permitindo, deste modo, a conclusão deste trabalho.

Para finalizar, mas não menos importante, aos meus amigos, Alexandre Padilha, Ana Rita Pereira, André Carmona, Clayton Torres, Ingrid Lorena, Lorena Oliveira, Marco Antonio, Mateus Valverde, Rômulo Rodrigues, Simone Sader, Vinícius Martinez, Victor Noppeney, Vitor Akihiro, Viviane Roma, Yu Kawahara, que fiz durante esta caminhada, auxiliando-me não somente na parte técnica do trabalho, mas também propiciaram-me momentos de lazer.

*“A menos que modifiquemos a nossa maneira de pensar,
não seremos capazes de resolver os problemas causados
pela forma como nos acostumamos a ver o mundo.”
(Albert Einstein)*

Resumo

Bonacini, Leonardo. **Sistema dedicado de aquisição de dados para obtenção de assinaturas de processo em torno CNC**. 121 p. Dissertação de mestrado – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 2017.

O avanço da tecnologia e as necessidades impostas pelo mercado como, por exemplo, alta qualidade superficial e redução de custos de fabricação tornaram as máquinas-ferramentas foco de inúmeras pesquisas, que visam o aprimoramento de seu desempenho em diferentes processos industriais. Algumas destas pesquisas têm como objetivo a instrumentação da máquina, visando o monitoramento de algumas variáveis relacionadas ao processo de usinagem. Para realizar tal monitoramento, são utilizados sistemas com sensores que permitem medir grandezas físicas que estão intimamente ligadas aos parâmetros de corte (avanço, velocidade de corte e profundidade de corte). Estes parâmetros são de fundamental importância para o processo e auxiliam na boa usinabilidade dos materiais. Erros na configuração destes parâmetros, antes ou durante o processo, podem ocasionar desgaste ou até mesmo a quebra da ferramenta. As principais grandezas utilizadas em monitoramento de máquinas-ferramentas são a vibração mecânica (correlacionada com a rotação da peça, com o movimento e com o desgaste da ferramenta quando se faz referência ao processo de usinagem), a temperatura (que varia, principalmente, com a deformação plástica na interface peça-ferramenta e o atrito nas interfaces peça/ferramenta e cavaco/ferramenta) e a vibração sonora (relacionada à rigidez e ao atrito entre os materiais). No presente projeto de pesquisa, desenvolveu-se um sistema de aquisição paralela de dados que monitora a vibração mecânica, a temperatura e o som emitido durante um processo de torneamento. Os dados adquiridos passam por um pré-processamento para corrigir as atenuações e ganhos gerados pelos transdutores e, posteriormente, estes são processados no domínio do tempo. Em seguida, foram retiradas as assinaturas do processo de torneamento, estas consistem na média dos dados referente a cada experimento com parâmetros de corte diferentes. Para realizar a classificação foram tomados dois métodos:

o primeiro consistiu em determinar a menor distância euclidiana entre os dados e os grupos, método este que obteve uma taxa de acerto de pouco mais de 53%; o outro método consistiu em uma rede neural que obteve uma taxa de acerto de aproximadamente 68%. Como o algoritmo inteligente obteve melhor resultado, fez-se uma fusão das saídas da rede neural que possui como entrada os dados das três grandezas medidas com uma outra rede neural com apenas os dados de temperatura e som. Esta configuração gerou uma taxa de acerto de 90% que é relativamente alta tendo como base esta aplicação, comprovando que os dados de entradas são suficientes para classificar as condições de torneamento. Sendo assim, pode-se concluir que a média desses dados foi suficiente para gerar uma assinatura de processo de torneamento.

Palavras-chave: Assinaturas de processos. Instrumentação. Aquisição de dados. CNC.

Abstract

Bonacini, Leonardo. **Dedicated data acquisition system for obtention of process signatures on CNC lathe.** 121 p. Master Thesis – São Carlos School of Engineering, University of São Paulo, 2017.

Advancement of technology and needs imposed by the market like high surface quality and reduced manufacturing costs have made machine tools focus of countless researches, aimed at improving their performance in different industrial processes. Some of these researches have the objective in instrumentation of the machine, aiming the monitoring of some variables related to the machining process. In order to perform this monitoring, sensors systems are used to measure physical quantities that are closely related to the cutting parameters (feed rate, cutting speed and depth of cut). These parameters are extremely important to the process and assist in good machinability of the materials. Errors in setting these parameters before or during the process can wear or break the cutting tool. The main quantities used in machine tool monitoring are mechanical vibration (correlated with rotation of workpiece, movement and wear of tool, when referring to machining process), temperature (which varies mainly with plastic deformation in workpiece/tool interface and friction in workpiece/tool and chip/tool interfaces) and sound vibration (related to rigidity and friction between materials). In the present research project, a parallel data acquisition system was developed to monitor mechanical vibration, temperature and emitted sound during a turning process. The acquired data was pre-processed to correct attenuations and gains generated by transducers and, after that, these are processed in time domain. Then, turning process signatures was calculated, these consist of average data for each experiment with different cutting parameters. Two methods were used to perform the classification: the first consisted in determining the lowest euclidean distance between data and the groups, which obtained a hit rate of just over 53%; the other method consisted of a neural network that obtained a hit rate of approximately 68%. As intelligent algorithm obtained a better result, a data fusion was

done between outputs of the neural network that has data of three measured quantities as input and another neural network with only temperature and sound data as input. This configuration generated a hit rate of 90%, that is relatively high based on this application, proving that these input data was sufficient to classify turning conditions. In this way, it can conclude that mean of these data is enough to generate a turning process signature.

Keywords: Processes signatures. Instrumentation. Data acquisition. CNC.

Lista de ilustrações

Figura 1	Aquisição paralela dos dados.	25
Figura 2	Processo de torneamento.	28
Figura 3	Diagrama de blocos de um sistema de monitoramento de processo de usinagem.	29
Figura 4	Desgaste de flanco (VB) em função do tempo de usinagem ($v_c = 340,00$ m/min, $f = 0,18$ mm/rev e $ap = 1,50$ mm).	31
Figura 5	Detecção dos tempos de transição t_1 e t_2 com $\alpha = 1,44$	32
Figura 6	Posicionamento do acelerômetro durante o fresamento.	33
Figura 7	Montagem experimental.	35
Figura 8	Resposta regressão (a) termos lineares sem temperatura superficial e (b) termos lineares e quadráticos com temperatura superficial.	36
Figura 9	Relação entre força de corte e a temperatura na interface peça/ferramenta.	37
Figura 10	Configuração do experimento de Kopač e Šali.	38
Figura 11	Comportamento em frequência para diferentes velocidades de corte e avanço.	39
Figura 12	Dados experimentais de rugosidade e pressão sonora (a) diferentes experimentos (b) diferentes avanços e (c) diferentes penetrações de trabalho.	40
Figura 13	Regressão linear entre rugosidade média e pressão sonora.	41
Figura 14	Espectrograma dos experimentos (a) $v_c = 200$ m/min, $f = 0,10$ mm/rev e $ap = 0,10$ mm; (b) $v_c = 240$ m/min, $f = 0,10$ mm/rev e $ap = 0,10$ mm; e (c) $v_c = 220$ m/min, $f = 0,15$ mm/rev e $ap = 0,23$ mm.	42
Figura 15	Imagem de topografia de uma superfície polida.	44
Figura 16	Assinatura de processos para diferentes processos abrasivos.	45
Figura 17	Potência dos motores durante operação de fresamento.	46
Figura 18	Gráficos de correlação de grandezas (a) Rugosidade, (b) Micro dureza e (c) Tensão residual.	47
Figura 19	Assinaturas de processo devido às cargas e modificações na peça.	48

Figura 20	Ferramentas utilizadas durante os testes (a) ferramenta afiada (FA) (b) ferramenta desgastada (FD).	49
Figura 21	<i>Setup</i> experimental.	50
Figura 22	Análise do sinal adquirido dos sensores (a) sinal no tempo (b) <i>Root Mean Square</i> (RMS) do sinal.	51
Figura 23	Relação da Emissão acústica com VB.	52
Figura 24	Espectrograma durante a etapa de usinagem externa.	53
Figura 25	Ruído do motor com relação ao avanço com velocidade de corte constante de 300 m/min.	54
Figura 26	Ruído do motor com relação à velocidade de corte e com avanço constante de 0,35 mm/rev.	55
Figura 27	Fusão dos classificadores.	56
Figura 28	Relação entre magnitudes das frequências de 872 kHz e 976 kHz.	56
Figura 29	Metodologia proposta para obtenção das assinaturas de processo.	60
Figura 30	Gráfico com as respostas de diferentes tipos de termopar.	61
Figura 31	Diagrama de blocos do Circuito Integrado (CI) MAX31856.	62
Figura 32	Posicionamento do termopar.	62
Figura 33	Acelerômetro <i>Wilcoxon Research</i> 780B.	63
Figura 34	Sistema para condicionamento do sinal do acelerômetro.	64
Figura 35	Fixação do acelerômetro.	65
Figura 36	Circuito para amplificação do sinal do microfone de eletreto.	66
Figura 37	Posicionamento do microfone.	66
Figura 38	<i>Tiva C Connected LaunchPad</i>	67
Figura 39	Esquemático da aquisição dos dados do (a) acelerômetro e microfone e (b) termopar.	68
Figura 40	<i>Raspberry Pi</i> 2 modelo B.	68
Figura 41	Esquemático do sistema completo de aquisição de dados.	69
Figura 42	Fluxograma do programa para o sensor de temperatura.	70
Figura 43	Fluxograma sensores de aceleração e áudio.	72
Figura 44	Fluxograma do programa do processador principal.	73
Figura 45	Diagrama de tempo do sistema desenvolvido.	74
Figura 46	Diagrama de blocos para a realização do procedimento experimental.	75
Figura 47	Torno CNC ROMI Centur 30D.	75
Figura 48	Corpos de prova.	76
Figura 49	Representação do inserto utilizado para realizar a usinagem.	76
Figura 50	Diagrama de blocos da etapa de pré-processamento.	78
Figura 51	Função de janelamento retangular.	79
Figura 52	Resposta dinâmica do transdutor de aceleração.	80
Figura 53	Resposta dinâmica do Filtro Passa Alta (PA).	81

Figura 54	Resposta dinâmica sensor de vibração.	81
Figura 55	Resposta dinâmica transdutor de áudio.	82
Figura 56	Resposta dinâmica do sensor de áudio.	83
Figura 57	Diagrama dos objetivos dos experimentos.	85
Figura 58	Representação dos eixos.	85
Figura 59	Topologia de uma rede neural <i>Radial Basis Function</i> (RBF).	87
Figura 60	Resposta do sistema de aquisição de dados.	89
Figura 61	Dados de aceleração sem isolamento do sensor.	90
Figura 62	Dados de aceleração com isolamento do sensor.	91
Figura 63	Janelamento (a) sinal do acelerômetro e (b) sinal do microfone.	93
Figura 64	Sinal (a) sem processamento do acelerômetro, (b) sem processamento do microfone, (c) com processamento do acelerômetro e (d) com processamento do microfone.	93
Figura 65	Dados da variação de temperatura para os diferentes experimentos.	94
Figura 66	Valor RMS dos dados de aceleração para os diferentes experimentos.	96
Figura 67	Valor RMS do dados de áudio para os diferentes experimentos.	98
Figura 68	Gráfico 3D com os dados obtidos por meio dos experimentos.	99
Figura 69	Assinaturas de processo generalizada (distância euclidiana).	105
Figura 70	Topologia utilizada para a arquitetura RBF.	106
Figura 71	Topologia RBF com duas entradas e duas saídas.	107
Figura 72	Assinaturas de processo generalizada (Rede Neural Artificial (RNA)).	112

Lista de tabelas

Tabela 1	Influência de alguns parâmetros na Rugosidade média (R_a).	30
Tabela 2	Amplitude da aceleração para a frequência principal do sinal.	34
Tabela 3	Resultado de cada parâmetro para a regressão de segunda ordem. . . .	38
Tabela 4	Comparação entre as assinaturas de processo.	49
Tabela 5	Parâmetros de corte utilizados nos experimentos.	77
Tabela 6	Sorteio para definição dos parâmetros de corte em cada experimento .	77
Tabela 7	Resposta em frequência do acelerômetro Wilcoxon 780B.	80
Tabela 8	Nomenclatura utilizadas para se referir aos experimentos.	92
Tabela 9	Centro dos <i>clusters</i> assinaturas de processo de torneamento.	100
Tabela 10	Porcentagem de acerto para a classificação pela mínima distância euclidiana.	102
Tabela 11	Matriz de confusão: classificação pela mínima distância euclidiana. . .	103
Tabela 12	Porcentagem de acerto para a classificação por RNA.	108
Tabela 13	Matriz de confusão: classificação por combinação de duas RBFs. . . .	110
Tabela 14	Matriz de pesos da RBF com os dados dos três sensores como entrada e todos os parâmetros como saída.	121
Tabela 15	Matriz de pesos da RBF tendo como entradas: ΔT e μ_{RMS} e como saída: ap_100 e ap_030.	121

Lista de siglas

AD Analógico para Digital

ASP Pressão Sonora Acústica

CI Circuito Integrado

CN Comando Numérico

CNC Controle Numérico Computadorizado

CCD *Central Compiste Design*

DFT *Discrete Fourier Transform*

IDFT Inverse Discrete Fourier Transform

IP *Internet Protocol*

MFCC Coeficientes Mel-Ceptrais

PA Passa Alta

PB Passa Baixa

R^2 Coeficiente de determinação

R^2_{aj} Coeficiente de determinação ajustado

R_a Rugosidade média

RBF *Radial Basis Function*

RMS *Root Mean Square*

RNA Rede Neural Artificial

RSM *Response Surface Method*

SPI *Serial Peripheral Interface*

STFT *Short Time Fourier Transform*

TW Transformada de Wavelet

UART *Universal Asynchronous Receiver/Transmitter*

VB Desgaste de flanco

Sumário

1	Introdução	23
1.1	Objetivos	24
1.1.1	Objetivo geral	24
1.1.2	Objetivos específicos	24
1.2	Justificativa	25
1.3	Estrutura da dissertação	25
2	Revisão da Literatura	27
2.1	Processo de torneamento	27
2.2	Monitoramento de processos de usinagem	28
2.2.1	Vibração em processos de usinagem	29
2.2.2	Temperatura em processos de usinagem	34
2.2.3	Vibração sonora em processos de usinagem	38
2.3	Assinaturas de processos	43
2.3.1	Integridade superficial da peça	43
2.3.2	Monitoramento do estado da ferramenta	48
2.4	Considerações finais	57
3	Metodologia	59
3.1	Desenvolvimento dos sensores para o sistema de aquisição	60
3.2	Desenvolvimento do sistema para aquisição de dados	67
3.3	Desenvolvimento do <i>software</i> para aquisição de dados	69
3.4	Procedimento experimental	74
3.5	Planejamento do experimento	77
3.6	Pré-processamento dos dados	78
3.7	Extração de características	83
3.8	Classificação	84
3.8.1	Distância euclidiana	86

3.8.2	Algoritmo inteligente	86
3.9	Considerações finais	88
4	Resultados e Discussões	89
4.1	Sistema de aquisição	89
4.2	Assinatura de processo	91
4.2.1	Pré-processamento	92
4.2.2	Processamento	94
4.2.3	Classificação	98
5	Conclusões e Trabalhos Futuros	113
	Referências	117
	Apêndice	119
A	Pesos das redes neurais	121

Introdução

Os processos de fabricação consistem em modificar a forma física e/ou química de uma matéria-prima com a intenção de gerar um produto final com preço superior à forma original (GROOVER, 2007). Tais processos eram feitos manualmente, o que tornava a tarefa muito lenta e pouco precisa.

Segundo Groover (2007), as máquinas começaram a ser utilizadas com a finalidade de realizar os processos de fabricação na Primeira Revolução Industrial, e foram denominadas de máquinas-ferramentas. Estas máquinas, tendo em vista o mesmo processo de fabricação realizada manualmente, possibilitaram a diminuição do tempo de produção (aumentando o lucro) e, além disto, a geração de produtos finais com precisão (melhorando a qualidade).

Com o passar dos anos, o número de empresas que adotavam as máquinas-ferramentas no chão de fábrica foi aumentando, fato que possibilitou o crescimento da concorrência, pois um grande número de empresas compete por um mesmo nicho de mercado. Neste contexto, ter um diferencial no produto e/ou produzir mais barato fazia a indústria ter prioridade na hora da escolha pelos clientes.

Com base no mercado competitivo que foi gerado, surgiu a necessidade de automatizar as tarefas que eram dependentes da força de trabalho humana, visto que esta troca tornava o processo mais rápido. Por consequência, seria possível reduzir custos a longo prazo e eliminar a componente de erro humano durante a fabricação da peça.

Na década de 1950 houve o desenvolvimento das primeiras máquinas-ferramentas Comando Numérico (CN) (MEHRABI; ULSOY; KOREN, 2000). Estas realizavam o processo de fabricação por meio da leitura de dados provenientes de cartões perfurados. As ditas máquinas eliminavam o erro humano associado à operação manual da ferramenta, pois existia um sistema de controle no posicionamento de seus eixos. Esta vantagem possibilitou a reprodutibilidade na fabricação e medição das peças produzidas.

Apesar de toda a automação das máquinas CNs, ainda haviam problemas, tais como, a falta de versatilidade para troca dos cartões perfurados e o armazenamento dos mesmos, além do fato de não possuir padronização. Visando melhorar estes problemas, na década de 1960, surgiu o Controle Numérico Computadorizado (CNC) (MEHRABI; ULSOY; KOREN,

2000).

As máquinas CNCs atuam mediante a um programa desenvolvido no código G. Este conjunto permitiu o aumento da produtividade das máquinas-ferramentas devido ao fato de que um programa produzido podia ser rodado em diferentes máquinas.

Todas as evoluções que permitiram que as primeiras máquinas chegassem aos modernos CNCs visaram automatizar o processo de fabricação e, conseqüentemente, aumentaram a produtividade e diminuíram os custos.

Com base neste panorama, surgiram inúmeras pesquisas cujo o foco é no monitoramento do processo de usinagem, utilizando sensores (*hardware*) para mensurar a grandeza desejada e pacotes de *software* (métodos matemáticos para processamento de sinais) para caracterizá-los. Dentre essas pesquisas, os principais objetivos concentram-se na verificação do desgaste das ferramentas ou como diferentes parâmetros de corte afetam a peça.

Nas últimas décadas, há, em pesquisas relacionadas com o monitoramento do processo de fabricação, a utilização do conceito de assinaturas de processo que consiste, em linhas gerais, na caracterização de um processo por meio da medição de algumas grandezas físicas. Estes estudos buscam identificar padrões quando existem mudanças nos parâmetros de corte ou desgaste de ferramenta de acordo com a resposta de uma grandeza física.

1.1 Objetivos

Com base no cenário descrito na seção anterior, foram traçados os objetivos que estão descritos nas próximas subseções. Os objetivos são separados em duas subseções: objetivo geral que é o que espera-se da pesquisa; e os específicos que dão sustentação para chegar aos resultados da mesma.

1.1.1 Objetivo geral

Tendo em vista o desenvolvimento da automação das máquinas-ferramentas e os avanços tecnológicos ocorridos para monitorar processos de usinagem, o presente projeto tem como objetivo geral desenvolver um sistema embarcado de aquisição de dados para monitorar a temperatura, a vibração mecânica e o som emitido pelo contato peça/ferramenta durante uma operação de torneamento, possibilitando a geração de assinaturas de processo relacionadas aos materiais e aos parâmetros de corte.

1.1.2 Objetivos específicos

Para alcançar o objetivo geral do projeto é necessário algumas etapas, sendo estas:

- ❑ O desenvolvimento do sistema de condicionamento de sinais para diferentes sensores;
- ❑ A instrumentação da máquina-ferramenta com acelerômetro, microfone e termopar;

- Um sistema que seja responsável pela aquisição dos dados. Como pretende-se fazer uma correlação de diferentes grandezas, torna-se necessário que a etapa de aquisição de dados para os diferentes sensores seja feita no mesmo instante de tempo (aquisição paralela), como pode ser vista na Figura 1;

Figura 1: Aquisição paralela dos dados.

Fonte: Do autor.

1.2 Justificativa

Com tal projeto, busca-se beneficiar a manufatura com relação a ter sempre disponível um sistema de monitoramento na máquina-ferramenta. Além disso, as assinaturas de processo referentes a condição de usinagem surge como um diferencial para realizar a tarefa de gerenciamento das máquinas em uma indústria.

1.3 Estrutura da dissertação

Esta dissertação é composta por seis capítulos. Um breve resumo do que será abordado em cada um é apresentado a seguir:

Capítulo 1 – Introdução: Descreve o desenvolvimento das máquinas-ferramentas, bem como, as atividades mais recentes ligadas à elas, os objetivos do trabalho e uma breve descrição dos capítulos da dissertação.

Capítulo 2 – Revisão da literatura: São apresentadas as pesquisas sobre monitoramento de máquinas-ferramentas e o desenvolvimento de assinaturas de processo para a temperatura, vibração mecânica e som.

Capítulo 3 – Metodologia: São abordados os materiais e métodos que são utilizados no trabalho, incluindo a máquina-ferramenta utilizada durante os experimentos, os sensores e seus respectivos posicionamentos, o *hardware* de aquisição de dados desenvolvidos, o sistema de processamento e as correções feitas nos dados adquiridos dos sensores.

Capítulo 4 – Resultados: Descrevem-se os resultados obtidos com o sistema em funcionamento.

Capítulo 5 – Conclusão e trabalhos futuros: Conclui-se a pesquisa de acordo com os objetivos e propõem-se trabalhos que podem melhorar a performance do sistema de aquisição e da obtenção das assinaturas de processo

Referências: Apresenta-se a lista das referências que foram citadas no decorrer deste trabalho.

Revisão da Literatura

Processos de usinagem são aqueles que retiram material de uma matéria-prima por deformação plástica e dão formas finais às peças (QUINTANA et al., 2009). Estes podem ser divididos em duas subcategorias: os processos de usinagem convencionais (torneamento, fresamento, furação, entre outros) e os não convencionais (jato d'água, laser, eletroerosão, entre outros).

O presente projeto tem como foco os processos de usinagem convencionais, mais especificamente no processo de torneamento. Portanto, na revisão da literatura abordam-se trabalhos aplicados às máquinas-ferramentas que efetuam usinagens de torneamento, bem como, outras que também trabalham com processos convencionais.

2.1 Processo de torneamento

O torneamento é um processo de usinagem convencional, o qual caracteriza-se pela remoção de material, por meio de uma ferramenta monocortante, de um tarugo (matéria-prima) cilíndrico que está em rotação (FERRARESI, 1970; GROOVER, 2007).

Na Figura 2 mostra-se o esquemático de um processo de torneamento no qual, a ferramenta remove material para dar forma final ao material. A saída do cavaco (porção de material que é retirado da peça) dá-se devido:

- Ao avanço (f) [mm/rev] que refere-se à trajetória linear que a ferramenta faz por revolução;
- À profundidade de corte (ap) [mm] refere-se ao quanto a ferramenta irá adentrar no diâmetro da peça para retirar o sobremetal.
- À velocidade de corte (v_c) [m/min] refere-se à velocidade com a qual a aresta de corte da ferramenta passa na superfície de corte.

Figura 2: Processo de torneamento.

Fonte: Do autor.

Segundo Ferraresi (1970), o processo de torneamento possui dois modos para a retirada de material:

- Operação de desbaste: Processo no qual há grande retirada de sobremetal;
- Operação de acabamento: Processo no qual há uma mínima retirada de sobremetal.

A operação de desbaste é utilizada no começo da usinagem em que se pode retirar muito material, sem se preocupar com a qualidade superficial. Por outro lado, a operação de acabamento é primordial nas últimas ações no torneamento devido ao fato que se necessita obter a melhor qualidade superficial possível.

Tanto os parâmetros de usinagem quanto o tipo de usinagem influenciam na vibração, temperatura, entre outros, por isso, surgiu-se a necessidade de monitorar o processo para evitar condições não desejadas. Na próxima seção são apresentados alguns trabalhos com este intuito.

2.2 Monitoramento de processos de usinagem

A máquina-ferramenta depende de um operador para inspecionar a ferramenta, a peça e os parâmetros de corte para realizar um processo de usinagem satisfatório. Por conter vários fatores que devem ser verificados no mesmo instante, surgiu a necessidade da utilização de um sistema específico de monitoramento para realizar determinadas inspeções.

Em linhas gerais, um sistema de monitoramento apresenta-se como na Figura 3. No processo de usinagem existem grandezas a serem monitoradas. Para realizar tal ação, um sensor é instalado na máquina-ferramenta. O sinal de saída do sensor é digitalizado por um sistema de aquisição e, posteriormente, os dados passam por um processamento digital de sinais, obtendo-se então características que são correlacionadas com o que está sendo monitorado.

Figura 3: Diagrama de blocos de um sistema de monitoramento de processo de usinagem.

Fonte: Do autor.

Um sistema de monitoramento em processo de usinagem gera economia e praticidade, já que podem ser detectados o desgaste da ferramenta, a rugosidade da peça e demais parâmetros relacionados ao processo de desgaste do material (LAURO et al., 2014). Para obter tais benefícios é necessário mensurar certas grandezas. As principais estão descritas nos tópicos a seguir.

2.2.1 Vibração em processos de usinagem

Vibração em processos de usinagem surge devido à interação no sistema máquina-fixação-peça-ferramenta e influencia diretamente a qualidade superficial, o desgaste da ferramenta e a máquina.

Segundo Arshinov e Alekseev (1976), existem dois tipos de vibrações nos processos de usinagem:

- ❑ Forçadas: Que são geradas pelo contato da peça com a ferramenta;
- ❑ Auto excitadas: Que estão relacionadas com a taxa de remoção de material.

No que se refere aos parâmetros de corte, os fatores que influenciam na vibração são a velocidade de corte e a profundidade de corte. O aumento destes parâmetros gera uma maior intensidade da vibração. Um parâmetro que tem menor influencia quando comparado aos outros mencionados anteriormente é o avanço. Com relação à ferramenta de corte, ângulos de saída e de folga de 3° a 20° não influenciam significativamente na vibração. Por outro lado, o desgaste de flanco aumenta a vibração (ARSHINOV; ALEKSEEV, 1976).

Upadhyay, Jain e Mehta (2013) propuseram prever a Rugosidade Média (R_a) de uma peça de uma liga de titânio sendo torneada, fazendo o monitoramento dos sinais de vibração e dos parâmetros de corte. Os autores utilizaram um acelerômetro triaxial para

mensurar a aceleração e, a partir dos dados colhidos, extraíram o valor *Root Mean Square* (RMS) para cada eixo cartesiano. Realizaram, então, uma regressão múltipla para um modelo de primeira ordem e outro de segunda ordem. O Coeficiente de determinação (R^2) entre os dados reais e os estimados de R_a foram de 52,80% para o sistema de primeira ordem e 70,50% para o de segunda ordem. O erro médio foi de 8,91% para o sistema de primeira ordem e de 8,00% para o de segunda ordem.

Com base neste cenário, os autores notaram que o valor RMS da aceleração não era o suficiente para prever a R_a da peça usinada. Para contornar este problema, utilizaram os parâmetros de corte como coeficientes na regressão. Entretanto, antes de realizar a regressão, os autores analisaram por meio do coeficiente de correlação de Pearson quais os parâmetros que mais influenciavam na R_a (quando uma variável tem este coeficiente próximo a zero, menos esta é influente no parâmetro de saída). Os valores obtidos são mostrados na Tabela 1. A partir dos dados apresentados nesta tabela, pode-se notar que os fatores menos influentes são a velocidade de corte e a aceleração no eixo X .

Tabela 1: Influência de alguns parâmetros na R_a .

Parâmetro	Coeficiente de correlação de Pearson
v_c (Velocidade de corte)	- 0,079
f (Avanço)	0,918
ap (Profundidade de corte)	0,198
A_X (Aceleração no eixo X)	- 0,001
A_Y (Aceleração no eixo Y)	0,692
A_Z (Aceleração no eixo Z)	0,273

Fonte: Adaptado de Upadhyay, Jain e Mehta (2013).

Com base no método da regressão linear múltipla, os autores chegaram na Equação 1, a qual proporcionou que R^2 subisse para 93,2% e o erro médio caísse para 3,5%. Com base nesta equação, pode-se notar que aumento no avanço, na profundidade de corte e/ou na aceleração do eixo Y implicam em um incremento na R_a .

$$R_a = -0,035 + 7,96f + 0,11ap + 0,0455A_Y - 0,0351A_Z \quad (1)$$

Concluiu-se com este trabalho, que é possível prever a R_a mensurando as acelerações, nos eixos Y e Z , na ferramenta que realiza a usinagem em conjunto com o avanço e a profundidade de corte. Para estes experimentos, segundo o coeficiente de correlação de Pearson, os dados que mais influenciaram na R_a são o avanço e a aceleração no eixo Y .

Rmili et al. (2016) implementaram um sistema automático de monitoramento da vibração da ferramenta em um processo de torneamento, visando correlacionar com o desgaste de flanco (VB). Na Figura 4 tem-se o gráfico que relaciona este tipo de desgaste, em milímetros (mm), com o tempo de usinagem, em minutos (min). Por padrão, existe um

valor máximo para o qual uma ferramenta pode ser considerada utilizável. Este patamar é representado pela linha pontilhada, denotando um $VB = 0,3$ mm. Os autores buscaram determinar os tempos de transição t_1 e t_2 (círculos vermelhos na Figura 4), instantes nos quais ocorrem uma mudança no comportamento da curva. Antes da transição em t_1 a curva se comporta de maneira praticamente linear crescente. A partir do tempo de transição t_1 até o tempo de transição t_2 , o desgaste é aproximadamente constante. Após o tempo de transição t_2 , o desgaste cresce de maneira exponencial.

Figura 4: VB em função do tempo de usinagem ($v_c = 340,00$ m/min, $f = 0,18$ mm/rev e $ap = 1,50$ mm).

Fonte: Adaptado de Rmili et al. (2016).

Com base nas observações feitas a partir da figura anterior, os autores propuseram um sistema para monitorar a aceleração e, assim, correlacioná-la com o VB. Utilizou-se como sensor um acelerômetro triaxial e a métrica para processar a informação do sinal de aceleração foi a potência média, que pode ser calculada pela Equação 2.

$$P_m = \frac{f_n}{N} \sum_{i=1}^N \ddot{x}[i]^2 \quad (2)$$

Onde:

P_m : Potência média;

f_n : Frequência de amostragem;

N : Número de amostras;

$\ddot{x}[i]$: Aceleração medida.

Para determinar os instantes de tempo nos quais há a transição de estado no desgaste

da ferramenta utilizou-se o sistema de equação apresentado na Equação 3.

$$\begin{cases} P_{Matual}(\lambda_{atual})N_e > \alpha P_{Manterior}(\lambda_{anterior})N_e \rightarrow Transicao = 1 \\ P_{Matual}(\lambda_{atual})N_e \leq \alpha P_{Manterior}(\lambda_{anterior})N_e \rightarrow Transicao = 0 \end{cases} \quad (3)$$

Onde:

λ_{atual} : Janela de dados atual;

α : Fator de proporcionalidade;

$\lambda_{anterior}$: Janela de dados anterior;

N_e : Número de amostras que se supõe que o sinal é estacionário.

A Equação 3 é utilizada da seguinte maneira: considera-se um período de dados λ_{atual} e calcula-se a potência média do sinal para este intervalo de tempo e, então, multiplica-se pelo número de amostras, admitindo-se que para este intervalo, o sinal seja estacionário. Posteriormente, faz-se os mesmos cálculos, entretanto, com um período de dados anterior, e compara-se os resultados. Caso o valor referente a janela atual seja maior que a anterior, informa que houve uma transição, caso contrário, indica que não houve. O fator de proporcionalidade, segundo os autores, passa por um algoritmo de otimização para determinar os tempos t_1 e t_2 de acordo com a análise dos gráficos da Figura 4. Os resultados obtidos estão representados no gráfico da Figura 5.

Figura 5: Detecção dos tempos de transição t_1 e t_2 com $\alpha = 1,44$.

Fonte: Adaptado de Rmili et al. (2016).

Pode-se observar que o tempo de transição t_1 ocorre por volta de 2 min e o t_2 na casa dos 10 min. Estes tempos estão próximos dos instantes de tempo que foram retratados

pela Figura 4. Com isso, os autores possibilitaram a identificação do instante de tempo no qual a ferramenta começa a sofrer muito desgaste, podendo, deste modo, sugerir a troca da mesma.

Olejárová et al. (2017) monitoraram a aceleração em diferentes locais da máquina-ferramenta e na peça, como pode ser visto na Figura 6 e correlacionaram-na com a vibração no processo de fresamento de aços. Os locais de medição foram: o eixo árvore, a peça e a mesa. Para o procedimento experimental, as rotações utilizadas foram 280 rpm, 450 rpm, 710 rpm e 1120 rpm e profundidades de corte de 0,5 mm e 2,0 mm.

Figura 6: Posicionamento do acelerômetro durante o fresamento.

Fonte: Adaptado de Olejárová et al. (2017).

Os autores obtiveram os resultados que estão representados na Tabela 2, a qual está separada de acordo com o local no qual o sensor foi posicionado. Para cada posição, realizaram-se oito usinagens, nas quais houve a variação da profundidade de corte e da rotação do eixo árvore. Os parâmetros analisados foram: a frequência principal do sinal e a amplitude desta frequência.

Observando a coluna que representa a aceleração no eixo árvore, quando fixa-se a profundidade de corte em 0,5 mm, pode-se notar que da rotação de 280 rpm para a de 450 rpm ocorreu uma diminuição da amplitude da aceleração e, também, alterou a frequência principal do sinal. De 450 rpm a 1120 rpm houve um aumento do valor da amplitude da aceleração, porém inferior ao valor obtido com 280 rpm. Isto pode ser um indicativo de que a usinagem de aço sob estes parâmetros não seja adequada. Quando se observa a profundidade de corte de 2,0 mm, para rotações de 280 rpm a 450 rpm ocorre um pequeno aumento na amplitude da vibração. Em 710 rpm, nota-se uma considerável mudança na frequência do sinal medido, assim como foi observado com uma profundidade de corte de 0,5 mm. Em 1120 rpm ocorreu o aumento da magnitude da frequência principal, bem como na profundidade de 0,5 mm, para a mesma posição do sensor.

Ao analisar a aceleração na peça, quando se fixa a profundidade de corte em 0,5 mm, em todas as rotações, a frequência principal dos sinais é praticamente a mesma. Mas para a magnitude desta frequência, em 1120 rpm houve um aumento considerável,

quando comparada às outras medidas. Para a profundidade de corte em 2,0 mm, ocorre praticamente a mesma condição para a frequência principal do sinal, porém a magnitude destas oscila e a maior diferença ocorreu em 450 rpm.

Ao observar a aceleração na mesa, quando se fixa a profundidade de corte em 0,5 mm, a maior frequência principal ocorre na usinagem com a rotação em 280 rpm, permanecendo praticamente iguais para as demais rotações. Nota-se, também, que a amplitude cresce com o aumento da rotação do motor. A mesma situação ocorre para a profundidade de corte de 2,0 mm. A única diferença é que, para esta situação, a frequência principal do sinal é aproximadamente a mesma para todas as rotações estudadas neste trabalho.

Tabela 2: Amplitude da aceleração para a frequência principal do sinal.

	Eixo árvore		Peça		Mesa	
	0,5 mm	2,0 mm	0,5 mm	2,0 mm	0,5 mm	2,0 mm
280 rpm	0,8 kHz	0,5 kHz	0,5 kHz	0,8 kHz	0,8 kHz	0,3 kHz
	356 μg	10 μg	1,1 μg	3,6 μg	1,5 μg	1,8 μg
450 rpm	1,3 kHz	1,3 kHz	0,6 kHz	0,8 kHz	0,2 kHz	0,3 kHz
	17 μg	18 μg	2,5 μg	13,2 μg	2,0 μg	2,6 μg
710 rpm	2,0 kHz	3,5 kHz	0,7 kHz	0,5 kHz	0,2 kHz	0,2 kHz
	45 μg	32 μg	4,0 μg	5,2 μg	15,8 μg	8,4 μg
1120 rpm	1,2 kHz	1,2 kHz	0,6 kHz	0,7 kHz	0,3 kHz	0,3 kHz
	116 μg	170 μg	11,5 μg	10,9 μg	34,3 μg	12,8 μg

Fonte: Adaptado de Olejárová et al. (2017).

Com base nisso, os autores concluíram que a magnitude frequência principal do sinal de aceleração é uma medida sensível às mudanças de velocidade de corte e profundidade de corte. Além disso, indicaram que a rotação de 280 rpm não é uma boa opção para o fresamento de aço, devido, principalmente, às condições geradas no eixo árvore para a profundidade de corte de 0,5 mm. Além disso, pode-se perceber que a frequência do sinal de aceleração máximo foi de 3,5 kHz, sendo assim, para este experimento não necessita a utilização de um acelerômetro com grande faixa dinâmica.

2.2.2 Temperatura em processos de usinagem

A temperatura é uma grandeza de fundamental importância relacionada aos processos de fabricação e aos materiais envolvidos nestes. Peça, máquina e ferramenta sofrem variações em suas dimensões, devido aos coeficientes de dilatação térmica. Essa diferença ocorre devido ao fato de que cada material possui diferente condutividade térmica (propriedade relacionada com a capacidade de condução de calor em um material) e calor

específico (propriedade relacionada com a quantidade de energia gasta para uma dada massa de material modificar sua temperatura) (GRZESIK, 1999).

No processo de usinagem convencional gasta-se muita energia para remover material por deformação plástica e a maioria desta energia é transformada em calor (KOMANDURI, 1993). A dissipação do calor ocorre através da peça, do cavaco, da ferramenta e do fluido de corte (GOYAL et al., 2014).

Suhail et al. (2011) monitoraram a temperatura superficial da peça, visando controlar a rugosidade da mesma. No experimento conduzido pelos autores, foi realizado um torneamento externo, com o auxílio de um termômetro infravermelho para monitorar a temperatura superficial da peça. Após realizar a operação de torneamento, foi medido a rugosidade da mesma. Na Figura 7, tem-se a configuração utilizada pelos autores.

A partir do método de regressão linear, determinou-se a rugosidade da peça de acordo com os parâmetros de corte, a regressão obtida teve um R^2 de 0,854. Entretanto, os autores decidiram melhorar o método, para isso, eles optaram por uma regressão que incluía termos lineares e quadrados e, além disso, utilizaram a temperatura superficial medida durante a operação de usinagem como um termo na nova regressão. Para esta condição, o R^2 foi de 0,954, como pode ser observado na Figura 8.

Com base em outros experimentos, com diferentes parâmetros de corte, a equação obtida pela regressão utilizando termos lineares, quadráticos e a temperatura apresentou um erro de aproximadamente 9%, que representa um erro baixo.

Figura 7: Montagem experimental.

Fonte: Adaptado de Suhail et al. (2011) .

Figura 8: Resposta regressão (a) termos lineares sem temperatura superficial e (b) termos lineares e quadráticos com temperatura superficial.

Fonte: Adaptado de Suhail et al. (2011).

A partir destes dados, os autores concluíram que a temperatura superficial da peça após o corte pode ser utilizada como um parâmetro de monitoramento da R_a . Além disto, observaram que a profundidade de corte e o avanço têm grande influência na R_a . Entretanto, temperaturas superficiais altas devido ao avanço e à profundidade de corte tendem a diminuir R_a .

Sun et al. (2014) propuseram analisar as influências dos parâmetros de corte na temperatura média e força de corte com um termopar peça/ferramenta, durante o fresamento de uma liga de Titânio.

Na Figura 9 é mostrado o gráfico que relaciona o comportamento da temperatura da interface peça/ferramenta (a) com a força de corte (b).

Pode-se notar que a temperatura aumenta com o incremento da força nos três eixos e em um comportamento cíclico, pois o fresamento é um processo de usinagem intermitente, ou seja, a ferramenta de corte “entra e sai” da peça com a revolução do suporte. Além disso, a maior temperatura ocorre logo após o contato da ferramenta com a superfície a ser usinada, quando há maior quantidade de material a ser retirado (fresamento concordante) e diminui com a penetração da ferramenta, pois é menor a energia gerada pela remoção de material.

Os autores realizaram fresamento com 25 condições diferentes dos parâmetros de corte e obtiveram uma equação não linear, a qual descreve o comportamento da temperatura da ferramenta de acordo com as condições de usinagem. A fórmula obtida está representada na Equação 4.

$$\theta_f = 154,882v_c^{0,416}f_z^{0,247}ae^{0,0522}ap^{-0,028} \quad (4)$$

Onde:

θ_f : Temperatura da ferramenta;

f_z : Avanço por dente;
 ae : Penetração de trabalho.

Figura 9: Relação entre força de corte e a temperatura na interface peça/ferramenta.

Fonte: Adaptado de Sun et al. (2014).

Com base nesta equação, os autores concluíram que os principais fatores que influenciaram na temperatura da ferramenta é a velocidade de corte e o avanço por dente, enquanto que a profundidade de corte e a penetração de trabalho são menos influentes.

Gosai e Bhavsar (2016) monitoraram a temperatura média de corte, com um termopar tipo K que foi fixado na ferramenta, durante o processo de torneamento externo de uma peça de aço, visando otimizar os parâmetros de corte. Os autores utilizaram 20 combinações entre velocidade de corte, avanço e profundidade de corte para realizar os experimentos.

Eles utilizaram a ferramenta *Central Composite Design* (CCD) para geração de um modelo de segunda ordem para a variável temperatura média de corte. O modelo obtido apresentou um R^2 de 0,9371 e o erro máximo foi de um pouco mais de 8%.

Com base na ferramenta *Response Surface Method* (RSM) que otimiza uma equação com várias variáveis, afim de buscar seu máximo ou seu mínimo, foram obtidos os dados que estão representados na Tabela 3.

Tabela 3: Resultado de cada parâmetro para a regressão de segunda ordem.

Velocidade de corte (m/min)	Profundidade de corte (mm)	Avanço (mm/rev)	Temperatura (°C)
637	0,40	0,180	85,7407

Fonte: Gosai e Bhavsar (2016)

Pode-se concluir que o modelo utilizado é válido, uma vez que o R^2 é de aproximadamente 0,94 e possui um erro máximo de 8,4%. Além disso, os autores observaram que a profundidade de corte afetou mais a temperatura média de corte. A temperatura média de corte para a usinagem com os parâmetros ótimos chegou próxima da temperatura medida. Este trabalho serve como base para a verificação de usinagens que estão fora dos padrões ótimos para a temperatura média de corte.

2.2.3 Vibração sonora em processos de usinagem

O som é uma onda que se propaga através de um meio que possui massa e elasticidade, portanto, pode ser transmitido por sólidos, líquidos e gasosos. Os processos de usinagem, em geral, produzem som por intermédio do contato da peça com a ferramenta, pois esta interação gera uma fricção.

Operadores experientes de máquinas-ferramentas utilizam da audição para fazer uma verificação da condição da ferramenta (JR, 2002). Com isto, percebe-se que a vibração sonora é outra grandeza de interesse ao se analisar um processo de usinagem qualquer.

Kopač e Šali (2001) mediram a vibração sonora para monitorar o processo de desgaste da ferramenta em uma operação de torneamento. A configuração do experimento está representada na Figura 10. O microfone, do tipo condensador, encontra-se fixo a uma altura de 500 mm do centro da peça e a mesma possui um comprimento de 200 mm.

Figura 10: Configuração do experimento de Kopač e Šali.

Fonte: Adaptado de Kopač e Šali (2001).

Durante os diversos experimentos conduzidos pelos autores, variou-se os parâmetros: velocidade de corte e avanço. Além disso, utilizaram uma ferramenta afiada e outra com um desgaste de flanco de 0,4 mm. Deste modo, foi possível a comparação entre o som emitido por uma usinagem com uma ferramenta afiada e outra com uma ferramenta desgastada.

Figura 11: Comportamento em frequência para diferentes velocidades de corte e avanço.

Fonte: Adaptado de Kopač e Šali (2001).

Nos gráficos (a) e (b) ocorre a mudança da velocidade de corte, sendo que o avanço permanece constante. Pode-se notar que para o espectro de frequências entre 13 kHz e 20 kHz ocorre um aumento das amplitudes (retângulos vermelhos) para a ferramenta desgastada (linha cinza) quando comparada à ferramenta afiada (linha preta). Uma situação semelhante pode ser notada nos gráficos (c) e (d), os quais representam a mesma diferença de velocidade de corte quando comparados aos gráficos (a) e (b), entretanto, com avanços diferentes. Observa-se que no mesmo intervalo de frequências ocorre o aumento da amplitude da vibração sonora (retângulos azuis).

Gok et al. (2012) buscaram determinar a qualidade superficial no fresamento de superfícies côncavas por meio da medição da vibração sonora. Para tal, os autores, com um microfone, fizeram a aquisição dos dados de vibração sonora gerada pelo processo de usinagem e mediram a rugosidade das peças usinadas. No sinal de áudio, os autores calcularam a Pressão Sonora Acústica (ASP) que pode ser obtida por meio da Equação 5.

$$ASP = 20 \log \left(\frac{\mu_{min}}{\bar{\mu}} \right) \quad (5)$$

Onde:

ASP : Pressão sonora acústica em dB;

μ_{min} : Menor valor dos dados sonoros analisados;

$\bar{\mu}$: Média do sinal de dados sonoros analisados.

Ao correlacionar os dados sonoros com os de rugosidade, os autores obtiveram a Figura 12. Em (a) tem-se a rugosidade medida da peça (linha vermelha) e a pressão sonora (linha azul). De acordo com os experimentos realizados, pode-se notar que há um comportamento semelhante entre estas duas grandezas, ou seja, o aumento da rugosidade implica no incremento da pressão sonora. Em (b) compara-se a rugosidade e pressão sonora devido à variação da velocidade de avanço. Observa-se que a pressão sonora é praticamente constante para velocidade de avanços de 223 mm/min, 255 mm/min e 286 mm/min, entretanto, em 318 mm/min ocorre um aumento nesta grandeza. A rugosidade aumenta com a velocidade de avanço entre 223 mm/min e 255 mm/min; mantendo-se praticamente constante entre 255 mm/min e 286 mm/min. Entre e de 286 mm/min e 318 mm/min aumenta-se, novamente, a rugosidade. Em (c) a rugosidade apresenta-se praticamente constante entre 0,8 mm e 1,0 mm para a penetração de trabalho. Contudo, a partir destes valores esta medida começa a sofrer um aumento em sua magnitude. A pressão sonora aumenta quando utilizam-se maiores valores de penetração de trabalho.

Figura 12: Dados experimentais de rugosidade e pressão sonora (a) diferentes experimentos (b) diferentes avanços e (c) diferentes penetrações de trabalho.

Fonte: Adaptado de Gok et al. (2012).

Ao realizar a regressão linear entre a rugosidade média e a pressão sonora, os autores obtiveram o gráfico mostrado na Figura 13. Com esta regressão, obteve-se um R^2 de 0,875.

Figura 13: Regressão linear entre rugosidade média e pressão sonora.

Fonte: Adaptado de Gok et al. (2012).

Assim como em outros trabalhos, nota-se que os parâmetros de corte influenciam diretamente na rugosidade média da peça. Além disso, um fator interessante acrescentado por este trabalho é que a pressão sonora sofre a mesma influência e, também, se comporta de maneira similar à rugosidade. Com base no coeficiente de determinação e no comportamento das duas medidas, pode-se afirmar que é possível monitorar a vibração sonora para caracterizar a rugosidade média em um processo de fresamento em superfícies côncavas.

Frigieri et al. (2017) realizaram o monitoramento da vibração sonora e a correlacionaram com diferentes acabamentos superficiais, de acordo com os parâmetros de corte. A principal contribuição do artigo é a utilização dos Coeficientes Mel-Ceptrais (MFCC) como método de extração de características.

O sinal adquirido no tempo foi separado em janelas e, posteriormente, transportado para o domínio da frequência pela *Short Time Fourier Transform* (STFT). A seguir, foi obtido a energia de cada fatia do sinal. Então, cada magnitude de frequência foi passada para a ferramenta de coeficientes mel-ceptrais, buscando tornar os sinais medidos semelhantes aos que seriam ouvidos pelos seres humanos, deste modo, dando menor ênfase em frequências que não são as de interesse.

Durante os experimentos foram usinados corpos de prova de aço com velocidades de corte de 186,38 m/min, 200 m/min, 220 m/min e 240 m/min. Os avanços foram de 0,10 mm/rev, 0,15 mm/rev, 0,20 mm/rev e 0,23 mm/rev. As profundidades de corte foram de 0,10 mm, 0,15 mm, 0,20 mm e 0,23 mm.

Na Figura 14 estão representadas três condições de usinagem: em (a) pode-se notar que as principais frequências do sinal se encontram na faixa de 0 kHz a 4 kHz e de 6 kHz a 10 kHz (cores vermelhas). Em (b) ocorre o aumento da velocidade de corte quando comparado à (a). Nota-se que existe uma distribuição mais uniforme das frequências principais, as quais se localizam de 1 kHz a 4 kHz e em 7 kHz, 10 kHz e 14,5 kHz. Em (c) tem-se uma velocidade de corte intermediária, quando compara-se a mesma grandeza em (a) e (b), porém os valores de avanço e de profundidade de corte aumentam. Nota-se que existe uma frequência principal bem definida que está localizada em torno de 14,5 kHz, fato este que pode indicar que estes parâmetros geraram uma vibração sonora mais uniforme, podendo ser uma característica de uma usinagem estável.

Figura 14: Espectrograma dos experimentos (a) $vc = 200$ m/min, $f = 0,10$ mm/rev e $ap = 0,10$ mm; (b) $vc = 240$ m/min, $f = 0,10$ mm/rev e $ap = 0,10$ mm; e (c) $vc = 220$ m/min, $f = 0,15$ mm/rev e $ap = 0,23$ mm.

Fonte: Adaptado de Frigieri et al. (2017).

Após realizarem a regressão, os autores obtiveram o Coeficiente de determinação

ajustado ($R_{a,j}^2$) de 0,9927 e, com base nos dados, concluíram que o avanço é o parâmetro que mais tem influência na rugosidade da peça. Já a profundidade de corte tem maior influência nos coeficientes mel-cepstrais do que na rugosidade da peça.

2.3 Assinaturas de processos

O conceito de assinatura é bem consolidado na área da computação. Exemplos nesta área podem ser relacionados com os padrões utilizados por *hackers* para invadirem sistemas computacionais (THAKAR; DAGDEE; VARMA, 2010). Eppinger, Huber e Pham (1995) estão entre os primeiros a utilizar o conceito de assinatura de processos na área de manufatura. Eles o definiram como características que são extraídas quando se monitoram e se gravam dados de qualquer processo de usinagem. Os autores também propuseram quatro passos necessários para realizar o monitoramento de um processo utilizando este conceito:

- Passo 1: Estabelecer as métricas qualitativas;
- Passo 2: Selecionar os sensores;
- Passo 3: Analisar as assinaturas de processo;
- Passo 4: Implementar o monitoramento.

Brinksmeier et al. (2014) propuseram uma definição mais específica, afirmando que assinaturas de processo representam a interação entre material e o processo de usinagem, do ponto de vista químico e físico. Segundo os mesmos, deste modo, podem ser feitas comparações entre diferentes processos de usinagem, justificando que, do ponto de vista da ferramenta, há somente conversão ou dissipação de energia.

Pode-se concluir que ambas as afirmações retratam de maneira semelhante o conceito de assinaturas de processo, pois mostram que a interação entre o conjunto máquina, ferramenta e material geram padrões de resposta de algumas grandezas físicas dada uma determinada condição de corte. Observa-se também que para retirar as assinaturas de processo é necessário realizar o monitoramento de uma grandezas física.

Na próxima subseção são apresentados trabalhos que possuem como objetivo a busca por assinaturas de processo, abordando as principais métricas citadas nos artigos: a análise da integridade superficial da peça e o monitoramento do estado da ferramenta.

2.3.1 Integridade superficial da peça

A determinação da integridade superficial das peças finais é de extrema importância para indústria, pois esta influencia diretamente na qualidade do produto final.

Mansori et al. (2010) observaram em seu trabalho que, analisando a topografia de uma peça, após um processos abrasivos, nota-se que existem frequências sobrepostas devido à irregularidade da superfície usinada. Na Figura 15 é representada a superfície obtida por meio da topografia. Pode-se ver as saliências na superfícies que são responsáveis por gerar, no sinal da topografia, as frequências sobrepostas.

Figura 15: Imagem de topografia de uma superfície polida.

Fonte: Adaptado de Mansori et al. (2010).

Com base nesta análise, os autores propuseram utilizar assinaturas de processo para comparar diferentes processos abrasivos. Para isto, criaram uma análise de múltiplas escalas:

- ❑ Macroescala: Padrões gerados pela interação peça e ferramenta (amplitudes na faixa de alguns milímetros);
- ❑ Microescala: Características associadas ao corte abrasivo (amplitudes na faixa de alguns micrômetros);
- ❑ Nanoescala: Representa o efeito catalítico para reação do lubrificante com a superfície (amplitudes na faixa de alguns nanômetros).

Para realizar a análise, os autores utilizaram a Transformada de Wavelet (TW), decompondo o sinal nas escalas que foram mencionadas anteriormente. Na Equação 6 é representada a TW para topografia de uma superfície bidimensional.

$$W_{a,b}(x, y) = \frac{1}{\sqrt{a_x a_y}} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \psi \left(\frac{x - b_x}{a_x}, \frac{y - b_y}{a_y} \right) dx dy \quad (6)$$

Nesta equação, a e b são contrações e translações em cada eixo e $(a_x a_y)^{-1/2}$ é uma constante para manter a magnitude dos eixos, $\psi(r) = (2 - |r|^2) e^{-|r|^2/2}$ e r representa o vetor

com as dimensões (x, y) . Posteriormente, é calculada a média dos valores cada escala, cujo intuito é determinar o espectro da ondulação, que está representado na Equação 7.

$$SMa(a) = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \frac{|wa_a^{*f}(x, y)|}{MN} \quad (7)$$

$|wa_a^{*f}(x, y)|$ representa a componente de altura da superfície f na escala das coordenadas (x, y) . Para comparar a superfície final (F), após o processo abrasivo, com a superfície inicial (I), antes do processo abrasivo, utiliza-se a Equação 8.

$$MTF(a) = \left(\frac{SMa^F}{SMa^I} - 1 \right) 100 \quad (8)$$

Para realizar a etapa experimental, os autores utilizaram um interferômetro de luz, determinando 640x480 pontos na superfície da peça. Na Figura 16, tem-se a resposta dos três processos abrasivos de acordo com a análise de múltiplas escalas calculado anteriormente. A linha vermelha representa a separação entre as escalas micro (0 mm a 0,4 mm) e macro (0,4 mm a 1 mm).

Figura 16: Assinatura de processos para diferentes processos abrasivos.

Fonte: Adaptado de Mansori et al. (2010).

O gráfico representa a relação entre a qualidade superficial da peça antes e depois de determinado processo abrasivo (eixo das ordenadas) com relação à escala (eixo das abcissas). Nota-se que o processo de polimento, na faixa da microescala, reduz de 60% a 80% a rugosidade, entretanto, na macroescala, a redução comporta-se como uma função linear crescente, ou seja, tornando-se pouco eficaz. Para o processo *Belt Finishing* (processo de usinagem por abrasão, para acabamento superficial, a remoção de material é feita por

um cinto com grãos abrasivos), a relação é praticamente constante, variando de 80% a 85%, podendo-se concluir que este processo é eficaz para toda a escala analisada. Para o processo de Brunimento (processo de usinagem por abrasão, para acabamento superficial, as ferramentas de cortes parecem com discos, semelhante as utilizadas no polimento), há pouca redução para amplitudes de 0 mm a 0,1 mm. Entretanto, na faixa de 0,2 mm a 0,5 mm este processo apresenta as maiores atenuações na rugosidade. Com base neste cenário, pode-se concluir que é possível identificar um processo abrasivo por meio da análise da rugosidade da peça antes e após o mesmo.

Outro trabalho que foca na qualidade superficial da peça foi proposto por Sealy et al. (2016). Os autores estudaram a relação entre energia específica no processo de fresamento com a integridade superficial da peça.

Para correlacionar os itens propostos, os autores mensuraram o consumo de energia elétrica. Na Figura 17, a seguir, são mostrados o comportamento da potência total e da potência do motor do eixo árvore em função do tempo. Pode-se observar, no período de tempo entre 2 s e 4 s, a potência gasta em função da movimentação dos eixos da máquina. Já no período de tempo entre 4 s e 10 s ocorre o aumento da potência do motor do eixo árvore, bem como o aumento da potência total consumida pela máquina, em função do início do processo de usinagem.

Figura 17: Potência dos motores durante operação de fresamento.

Fonte: Adaptado de Sealy et al. (2016).

Os parâmetros analisados pelos autores foram a R_a , a micro dureza e a tensão residual, variando-se a condição do desgaste de flanco da ferramenta. Na Figura 18, tem-se a relação entre a rugosidade média (a), a micro dureza (b) e a tensão residual (c) com relação a

energia específica de usinagem, além de correlacioná-los com a variação do desgaste de flanco.

Figura 18: Gráficos de correlação de grandezas (a) Rugosidade, (b) Micro dureza e (c) Tensão residual.

Fonte: Adaptado de Sealy et al. (2016).

Ao analisar o gráfico (a), observa-se que a rugosidade média para uma ferramenta sem desgaste (região em azul), variou de $0,4 \mu\text{m}$ a $1,0 \mu\text{m}$. Para uma ferramenta com $VB = 0,1 \text{ mm}$ (região em vermelho) obteve-se rugosidade entre $0,2 \mu\text{m}$ a $0,6 \mu\text{m}$. Com $VB = 0,2 \text{ mm}$ (região em preto) tem-se R_a variando de $0,4 \mu\text{m}$ a $0,5 \mu\text{m}$. O fator mais importante resgatado deste gráfico é que a energia gerada devido à usinagem aumentou com o desgaste da ferramenta. Em (b), relaciona-se a micro dureza com a energia gerada pela usinagem para diferentes condições de desgaste. Observa-se que a discrepância dos dados aumenta conforme a ferramenta vai se deteriorando. Em (c), apresenta-se a relação da tensão residual na superfície da peça com a energia de usinagem, de acordo com cada desgaste de flanco. Para estes dados, nota-se que para a ferramenta afiada a tensão residual foi de 400 MPa a 1600 MPa , sem variar muito a energia de usinagem. Para a ferramenta com desgaste intermediário ($VB = 0,1 \text{ mm}$) as tensões variaram de 400 MPa a 1200 MPa , entretanto, a energia de corte variou de 10 J/mm^3 a 30 J/mm^3 . Para a ferramenta com maior desgaste ($VB = 0,2 \text{ mm}$) a tensão ficou de 600 MPa a 1200 MPa . A maior diferença ocorreu na energia que variou bastante de 15 J/mm^3 a 45 J/mm^3 .

Com base nos dados dos autores, é possível determinar a energia de corte por meio de parâmetros superficiais da peça usinada. Além disso, ao analisar os três parâmetros, pode-se ter uma noção do quão desgastada estava a ferramenta que realizava o corte.

Um outro trabalho foi proposto por Brinksmeier et al. (2014), no qual os autores sugeriram a utilização da metodologia de assinaturas de processo para realizar uma engenharia reversa. A proposição é que na etapa de fabricação as condições finais da integridade superficial da peça sejam dadas e com base em dados previamente analisados, seja possível ajustar os parâmetros de corte para chegar nas propriedades solicitadas.

Com base na Figura 19, pode-se observar a metodologia proposta pelos autores: existem cargas superficiais e sub-superficiais que são geradas pelo processo de usinagem como, por exemplo, deformação (ε_{11} e ε_{13}), temperaturas (v_{31}), potencial químico ($\frac{\partial \mu}{\partial t_{23}}$) entre outras. Estas geram modificações na superfície da peça final como, por exemplo, variações nas tensões residuais ($\Delta\sigma_{11}$ e $\Delta\sigma_{13}$), alterações na dureza (ΔHV_{23}), deslocamento da densidade devido às modificações dos cristais ($\Delta\rho_{31}$) entre outras.

Figura 19: Assinaturas de processo devido às cargas e modificações na peça.

Fonte: Adaptado de Brinksmeier et al. (2014).

Fundamentados na relação entre as cargas que a peça sofre durante o processo de fabricação e as modificações geradas na mesma, os autores sugeriram a criação de assinaturas de processo para correlacionar estas duas grandezas. A partir destas informações, os autores propuseram que é possível fazer o processo de engenharia reversa, ou seja, gerar parâmetros de entradas para o processo de fabricação, visando que na superfície obtenha tais características.

2.3.2 Monitoramento do estado da ferramenta

O monitoramento do estado da ferramenta durante um processo de fabricação pode ser feito por diferentes tipos de sensores e, cada um destes gera uma assinatura de processo. A seguir, são apresentados trabalhos com foco nesta área.

Haber et al. (2004) mostraram resultados preliminares da relação do desgaste de uma ferramenta com a resposta dos seguintes sensores: dinamômetro, acelerômetro e sensor de emissão acústica. Os dados foram analisados no domínio do tempo e no domínio da frequência. A tarefa de fresamento foi realizada com duas ferramentas: uma afiada e outra desgastada. Na Figura 20, (a) representa a ferramenta nova (afiada) e (b) representa a ferramenta com alguns minutos de usinagem (desgastada).

Figura 20: Ferramentas utilizadas durante os testes (a) ferramenta afiada (FA) (b) ferramenta desgastada (FD).

Fonte: Adaptado de Haber et al. (2004).

Os autores fizeram análises no domínio do tempo utilizando a média do sinal adquirido e o valor de pico, os quais são apresentados na Tabela 4.

Tabela 4: Comparação entre as assinaturas de processo.

	Força (N)	Aceleração (m/s ²)	Emissão Acústica peça (V)	Emissão Acústica <i>spindle</i> (V)
Média (FA)	55,8	0,054	0,0153	0,0485
Pico (FA)	82,32	0,1023	0,1239	0,2411
Média (FD)	90,04	0,1964	0,0141	0,0467
Pico (FD)	158,43	0,3679	0,1147	0,3218

Fonte: Adaptado de Haber et al. (2004).

Por meio dos dados da tabela anterior, os autores concluíram que, para o domínio do tempo, o acelerômetro e o dinamômetro apresentam melhores respostas quando analisados a média do sinal e o valor de pico, já que tanto a média quanto o valor de pico modificam-se com a variação do desgaste. Pode-se concluir que a força de usinagem e aceleração sofrem maiores influências devido ao desgaste.

Nota-se, ainda na tabela anterior, que o sensor de emissão acústica apresentou média semelhante para a usinagem com a ferramenta afiada e a desgastada, mostrando não ser um bom indicativo para este parâmetro. Entretanto, o valor de pico mudou consideravelmente de amplitude com a variação do desgaste.

Ao analisar as respostas do dinamômetro, no domínio da frequência, a principal componente do sinal relaciona-se com a rotação do motor do eixo árvore. Para este sinal, notou-se que por todo o espectro de frequência, as amplitudes aumentaram quando se comparou a ferramenta desgastada com a afiada. Os autores sugeriram que isto ocorreu devido ao aumento da energia de fricção.

Para o acelerômetro, as principais componentes do sinal em frequência estavam em torno da frequência de rotação do eixo árvore. Não foi possível obter informações adicio-

nais para este sensor. Por esta razão, os autores indicaram que o sinal de aceleração, no domínio da frequência, não foi viável.

Para o sensor de emissão acústica, a faixa na qual as magnitudes das frequências da ferramenta desgastada foram maiores, comparadas com as da ferramenta afiada, ficava entre 100 kHz e 120 kHz. Quando se analisou a diferença da resposta para duas condições de velocidade de corte, observou-se que para a menor, as frequências principais tinham maior magnitude quando comparadas à de menor velocidade de corte. Entretanto, o restante das componentes de frequência do sinal aumentou de magnitude com o aumento da velocidade de corte.

Fundamentados nisto, os autores concluíram que no domínio do tempo, os sensores de aceleração e de força foram mais sensíveis ao desgaste da ferramenta. Por outro lado, no domínio da frequência, o sensor de emissão acústica apresentou melhor sensibilidade ao desgaste. Com base nos dados obtidos, os autores criaram assinaturas de processo para caracterizar fresamento com ferramentas afiadas e desgastadas.

Bhuiyan, Choudhury e Dahari (2014) propuseram em seu trabalho a utilização de múltiplos sensores para monitorar a ferramenta, visando correlacionar a resposta dos sensores com seu estado.

Segundo os autores, as mudanças internas no material representam, no domínio da frequência, vibrações de ar em faixas nas quais o ser humano não consegue ouvir. Por outro lado, as mudanças externas são responsáveis por vibrações mecânicas geradas na máquina-ferramenta.

Com base nesse cenário, os autores utilizaram como *setup* experimental o sistema que está representado na Figura 21. Os sensores utilizados são: acelerômetro triaxial (posicionado na parte inferior do porta-ferramenta) e sensor de emissão acústica (posicionado na parte superior do porta-ferramenta). Estes são acoplados a um sistema de condicionamento de sinal, responsável por filtrar e amplificar e, posteriormente, o armazenamento é feito por um sistema de aquisição de dados.

Figura 21: *Setup* experimental.

Fonte: Adaptado de Bhuiyan, Choudhury e Dahari (2014).

A resposta dos dois sensores está disposta na Figura 22. Em (a) são representados os

sinais dos sensores sem nenhum método de processamento. Observa-se que a área entre a linha pontilhada vermelha representa o instante no qual a ferramenta quebra. Tanto na vibração sonora, quanto na vibração mecânica nota-se este acontecimento devido ao aumento de amplitude do sinal. Em (b) tem-se o valor RMS dos dados mostrados em (a). Da mesma forma, fica evidente a quebra da ferramenta devido ao pico gerado no sinal. Pode-se observar que os dados do sensor de emissão acústica tende a ser constante no tempo (retângulo azul), entretanto, próximo do instante da quebra, ocorre uma diminuição da amplitude do sinal (retângulo verde). Em (b) esta diminuição é mais evidente, devido ao cálculo do valor RMS. Para ter total convicção desta hipótese deve-se realizar mais estudos, entretanto, esta diminuição, possivelmente, pode ser característico do início da quebra da ferramenta.

Figura 22: Análise do sinal adquirido dos sensores (a) sinal no tempo (b) RMS do sinal.

Fonte: Modificado de Bhuiyan, Choudhury e Dahari (2014).

Na Figura 23 tem-se o gráfico que mostra o desgaste da ferramenta em função do tempo de uso da mesma. Foram separados cinco pontos: em (a) possui pouco desgaste; em (b) e (c) estão localizados nos instantes em que o desgaste é praticamente constante; em (d) começa a ocorrer o maior desgaste da ferramenta; e (e) a ferramenta torna-se, praticamente, inutilizável.

No gráfico ao lado, na mesma figura, mostra-se o valor RMS para as diferentes grandezas medidas de acordo com a variação do desgaste da ferramenta. Em geral, o valor eficaz da aceleração decai para os desgastes de (a) a (c). A_X e A_Y aumentam a magnitude de (c) a (e), porém para A_Z , o valor eficaz ainda decai em (d) e começa a partir deste ponto. Para o sensor de emissão acústica, em (a) e (b), o valor RMS permanece praticamente constante, de (b) para (c), ocorre um considerável aumento neste valor, a partir de (c) até o momento de maior desgaste e o valor eficaz torna-se, praticamente, constante.

Figura 23: Relação da Emissão acústica com VB.

Fonte: Modificado de Bhuiyan, Choudhury e Dahari (2014).

Com base nos dados obtidos pelos autores, é possível determinar uma assinatura para a quebra da ferramenta, utilizando tanto um acelerômetro quanto um sensor de emissão acústica. Porém, para obter assinatura de uma ferramenta se desgastando, é necessário a utilização do sensor de emissão acústica, que apresentou uma mudança considerável, para o desgaste de flanco de 0,1mm (ponto (b) na figura anterior) para o de 0,13mm (ponto (c) na figura anterior).

Seemuang, McLeay e Slatter (2016) propuseram a utilização de um microfone capacitivo para criar assinaturas de processos referentes aos parâmetros de corte e ao desgaste da ferramenta. Os autores utilizaram como parâmetros variáveis: o avanço (0,30 mm/rev, 0,35 mm/rev e 0,40 mm/rev) e a velocidade de corte (280 m/min, 300 m/min e 320 m/min). O parâmetro fixo foi a profundidade de corte, estabelecida em 0,5 mm.

O espectrograma de um dos experimentos feito pelos autores pode ser visto na Figura 24. No eixo horizontal apresenta-se o tempo de usinagem e no vertical a frequência (para o determinado valor de tempo). A magnitude da frequência (dB), em um ponto,

é retratada pela cor, cuja escala está disposta no lado direito do gráfico. A cor azul representa uma magnitude baixa, enquanto que a vinho representa a alta.

Pode-se notar que antes de começar a usinagem as frequências principais do sinal estão entre 0 e 3 kHz, as quais se distribuem durante todo o período de usinagem, representando, deste modo, os ruídos externos e internos a máquina. Em (b) surge uma nova frequência principal no sinal (5,86 kHz), a qual se perpetua enquanto o motor do eixo árvore está ligado, sendo desta forma relacionado a este componente. Em (f) ocorreu o acionamento do fluido de corte. Observa-se que por quase todo espectro de frequência ocorreram grandes amplitudes. Em (e) começou de fato a usinagem. Pode-se notar que ocorrem altas amplitudes no espectro de 5,86 kHz até aproximadamente 20 kHz. Em (c) ocorreu a mudança de velocidade do motor, no qual, por um breve período desapareceu a frequência relacionada ao motor do eixo árvore. Em (g) desliga-se o fluido de corte e em (d) desliga-se o motor do eixo árvore.

Figura 24: Espectrograma durante a etapa de usinagem externa.

- (a) Ruído da máquina;
- (b) Início da rotação do motor *spindle*;
- (c) Mudança de velocidade do motor *spindle*;
- (d) Fim da rotação do motor *spindle*;
- (e) Início do corte;
- (f) Início da utilização do fluido de corte;
- (g) Fim da utilização do fluido de corte.

Fonte: Adaptado de Seemuang, McLeay e Slatter (2016).

Os autores comparam a magnitude da frequência de 5,86 kHz, que foi correlacionada com o ruído gerado pelo motor, para diferentes estágios de desgastes da ferramenta gerado pela repetição de diversas operações de usinagem, visando correlacionar estes dois parâmetros. A operação ocorreu com a velocidade de corte constante (300 m/min) e com diferentes avanços. Na Figura 25 apresenta-se o resultado dessa relação. Em vermelho

denota-se o avanço mais alto, em verde o avanço intermediário e em azul o avanço mais baixo. A linha pontilhada em $0,008 \text{ Pa}^2$ representa o limite que os autores deram para ferramenta. Nota-se que os autores obtiveram uma relação próxima ao comportamento do desgaste de flanco da ferramenta em função do tempo de uso. Até o limite t_1 a amplitude do motor aumenta como uma função linear crescente, posteriormente, de t_1 a t_2 observa-se a amplitude a frequência do motor praticamente constante. A partir de t_2 , a magnitude cresce praticamente em exponencial. Estes dados são coerentes com o desgaste de flanco da ferramenta, pois quanto menor for o avanço, maior é a quantidade de vezes que a ferramenta pode ser utilizada. Um fato interessante é que as transições, para os diferentes tipos de avanços, ocorreram nas mesmas quantidades de corte.

Figura 25: Ruído do motor com relação ao avanço com velocidade de corte constante de 300 m/min .

Fonte: Adaptado de Seemuang, McLeay e Slatter (2016).

Na Figura 26 apresenta-se o gráfico semelhante ao anterior. A diferença é que, desta vez, modifica-se a velocidade de corte e fixa-se o avanço. Em vermelho denota-se a velocidade de corte mais alta, em verde a velocidade de corte intermediária e em azul velocidade de corte mais baixa. Observa-se que para a velocidade de corte de 280 m/min (azul), a primeira transição (mudança de comportamento da curva) ocorre por volta do 17º corte e a transição dois no 30º. Para a velocidade de corte de 300 m/min (verde), não fica muito evidente a transição 1, entretanto, a transição 2 está clara e ocorre por volta do 20º corte. Para a velocidade de corte de 320 m/min (vermelho), a transição 1 ocorre por volta do 11º corte e a transição dois no 20º corte. Estes dados são coerentes com o desgaste de flanco da ferramenta, pois quanto menor a velocidade de corte maior é a quantidade de vezes que a ferramenta pode ser utilizada.

Figura 26: Ruído do motor com relação à velocidade de corte e com avanço constante de 0,35 mm/rev.

Fonte: Adaptado de Seemuang, McLeay e Slatter (2016).

Baseado nos dados apresentados pelos autores, criou-se uma assinatura de processo com base no espectrograma. Além disso, é possível obter outra relação entre a magnitude do ruído emitido pelo motor do eixo árvore e o desgaste de flanco da ferramenta.

Kannatey-Asibu, Yum e Kim (2017) monitoraram o desgaste da ferramenta do processo de *Coroning* (processo para fabricação de engrenagens) por meio do sinal de emissão acústica.

Para realizar a classificação, os autores propuseram fazer a fusão alguns métodos de classificação e de agrupamento, visando extrair características do processo. O sistema proposto está representado na Figura 27. A primeira etapa consiste em enviar todas as características de interesse, neste caso, as magnitudes das frequências dos dados adquiridos do sensor de emissão acústica, para os classificadores. Posteriormente, na segunda etapa, obtêm-se a decisão tomada para cada classificador. Depois disso, realiza-se a fusão dos classificadores e toma-se a decisão final.

Segundo os autores, a taxa de acerto para o Modelo oculto de Markov, Inferência Bayesiana, Mistura Gaussiana e *K-means* foi de 94,1%, 94,1%, 84,0% e 67,5% respectivamente. Com base nestes parâmetros, os autores ponderaram as respostas de cada classificador para realizar a fusão.

Figura 27: Fusão dos classificadores.

Fonte: Kannatey-Asibu, Yum e Kim (2017).

Na Figura 28, tem-se os *clusters* para a relação entre as magnitudes das frequências de 872 kHz e 976 kHz. O triângulo vermelho representa a ferramenta desgastada, o círculo verde a ferramenta levemente desgastada e o ponto azul a ferramenta afiada. Observa-se que existe uma relação praticamente linear entre as magnitudes, ou seja, com o aumento do desgaste, a magnitude nestas frequências tendem a aumentar.

Figura 28: Relação entre magnitudes das frequências de 872 kHz e 976 kHz.

Fonte: Kannatey-Asibu, Yum e Kim (2017).

Os autores obtiveram como resultado de classificação, uma taxa de acerto de 99,7% com a fusão dos classificadores, melhorando consideravelmente a resposta quando comparada com os classificadores sendo utilizados separadamente. Com isto, os autores criaram *clusters* com os dados que representam a assinatura deste processo para diferentes estágios de deterioração da ferramenta.

2.4 Considerações finais

Com a revisão da literatura constata-se que, em geral, as principais características físicas medidas são vibração mecânica (peça ou ferramenta), vibração sonora, emissão acústica, força de corte e temperatura.

Observa-se que os trabalhos de monitoramento focam, em geral, em realizar medição de uma grandeza e correlacioná-la com algum fenômeno do processo.

Por outro lado, os autores que tem por objetivo obter assinaturas de processos, utilizam o monitoramento para adquirir dados, processá-los e, a partir deste, extrair características relevantes do processo. O conceito de assinatura de processo é um termo em desenvolvimento na área de usinagem e que tem mostrado bons resultados.

Com base nesta revisão, o presente trabalho foca-se na instrumentação de uma máquina-ferramenta para realizar a coleta de dados de temperatura, vibração mecânica e vibração sonora. Como pode ser visto no trabalho de Seemuang, McLeay e Slatter (2016), para o sensor de áudio, durante determinados período de tempo, as magnitudes das frequências permanecem constante. Estes dados são correlacionados com o material usinado e os parâmetros de corte por meio de *clusters*.

Para extrair as características do processo, será utilizado um método semelhante ao de Kannatey-Asibu, Yum e Kim (2017).

No próximo capítulo está descrito as etapas da metodologia proposta para resolução do problema.

Metodologia

No presente capítulo são apresentados, de maneira detalhada, os procedimentos necessários para a obtenção dos resultados experimentais esperados no contexto estabelecidos para o presente trabalho.

Este capítulo está dividido em quatro partes. Na primeira, apresenta o sistema de aquisição, soluções desenvolvidas em *hardware* e *software* para os transdutores, bem como, a fixação de cada sensor. Na segunda parte retrata como foi feita a realização dos experimentos, abordando informações sobre a máquina-ferramenta e os procedimentos experimentais adotados. Na terceira etapa aborda os métodos de pré-processamento e de processamento dos sinais obtidos durante os experimentos. A quarta etapa aborda a ferramenta matemática para encontrar padrões e criar cluster a partir dos dados processados.

A metodologia adotada para obter as assinaturas de processo pode ser vista na Figura 29. Parte-se de uma revisão bibliográfica, na qual busca-se obter dados dos sensores que, comumente, são utilizados para monitorar processos e/ou para obter assinaturas de processo. Com base nos dados levantados pela revisão bibliográfica, determinam-se os sensores que são utilizados e, posteriormente, desenvolve-se o sistema de aquisição. Em seguida, experimentos são realizados para determinar o melhor posicionamento dos sensores e averigua-se o sistema de aquisição de dados. Obtendo-se dados não satisfatórios, volta-se para a correção no sistema de aquisição, caso contrário segue-se para a próxima etapa.

A próxima etapa (Pré-Processamento dos Dados) consiste em um processamento prévio nos dados, ocorrendo a correção do sinal devido às atenuações em frequência dos filtros e ganhos em frequência gerados pelos transdutores. Com o sinal pré-processado, passa-se para a etapa de processamento de dados, na qual escolhe-se uma ferramenta matemática para extrair informações dos dados. Por meio destas informações, a etapa de classificação agrupa dados dos mesmos experimentos. Caso o agrupamento não determine os *clusters* coerentemente, volta-se para a etapa de processamento dos dados para utilizar outra ferramenta. Se os *clusters* forem coerentes, determinam-se as assinaturas de processo.

Figura 29: Metodologia proposta para obtenção das assinaturas de processo.

Fonte: Do autor.

3.1 Desenvolvimento dos sensores para o sistema de aquisição

Nas próximas subseções são abordados os sensores que fazem parte do sistema que monitora a máquina-ferramenta durante a usinagem. São abordados os transdutores, os circuitos condicionadores de sinal e o local de fixação dos sensores. Além disto, apresenta-se também o sistema que solicita a conversão Analógico para Digital (AD) de cada sensor e também o processador principal que é responsável por possibilitar a aquisição de dados paralela.

Sensor para medição de temperatura

O transdutor denominado termopar é formado por uma junta metálica a qual, quando submetida a uma dada variação de temperatura, gera uma determinada diferença de potencial entre os referidos metais.

Os termopares são especificados por uma letra, que indica os dois metais que o constitui. Na Figura 30 tem-se um gráfico, no qual o eixo das abcissas representa a diferença de temperatura na qual o termopar está exposto e o eixo das ordenadas indica a tensão elétrica gerada devido à diferença de temperatura. Cada função representa a resposta de diferentes termopares, e a letra, ao final da função, indica o tipo do termopar.

Figura 30: Gráfico com as respostas de diferentes tipos de termopar.

Fonte: Adaptado de Kerlin e Johnson (1999).

O termopar escolhido foi o do tipo K que possui uma faixa de operação de -200°C a 1300°C . Adotou-se esta opção já que muitos artigos utilizam este transdutor e, além disso, este é de baixo custo e possui uma alta disponibilidade no mercado. Por outro lado, este possui a desvantagem de sofrer com oxidação, devendo-se evitar o uso em ambiente altamente corrosivo (KERLIN; JOHNSON, 1999).

□ Condicionamento e conversão AD do sinal do termopar

As tensões geradas por um termopar devido à diferença de temperatura são pequenas, estando por volta de algumas dezenas de microvolts (μV) para o tipo K em específico. Esta característica dificulta a conversão AD em sistemas de aquisição de dados, pois as faixas de operação dos conversores, em geral, são de 0 V a 5 V ou de 0 V a 3,3 V e, normalmente, os valores convertidos são digitalizados em 10 bits ou de 12 bits.

Desse modo, a resolução do conversor que é a relação entre faixa de tensão do conversor e a quantidade de níveis no qual o mesmo converte (2^{10} para 10 bits ou 2^{12} para 12 bits) é muito maior que a variação de tensão do termopar. Sendo assim, necessita-se amplificar o sinal do termopar para que o sistema seja mais sensível às mudanças de temperatura.

Para contornar tal limitação, utilizou-se um Circuito Integrado (CI) denominado MAX31856 da empresa *Maxim Integrated*. Na Figura 31 está esquematicamente representado um diagrama de bloco deste componente.

A tensão gerada pelo termopar é aplicada ao dispositivo, o qual faz a amplificação do sinal por meio de um amplificador, já integrado ao chip. Este CI possui a vantagem de realizar a compensação da junta fria, no qual a temperatura ambiente é medida por

Figura 31: Diagrama de blocos do CI MAX31856.

Fonte: Do autor.

um sensor interno. Quando uma aplicação externa solicita a temperatura por intermédio da comunicação *Serial Peripheral Interface* (SPI), é possível digitalizar o valor da temperatura com o auxílio do conversor AD e, então, envia os dados pela comunicação serial.

❑ Fixação do termopar na ferramenta de corte

Como, para este projeto, não se necessita medir de fato a temperatura de corte, já que o foco está apenas em realizar uma estimativa da temperatura durante o corte, propôs-se fazer a fixação como representado na Figura 32. Pode-se notar na figura que o termopar está fixado na superfície secundária de corte. A distância do transdutor até a ponta da ferramenta é de aproximadamente 4 mm. Para a fixação, utilizou-se fita resistente à altas temperaturas e, além disso, colocou-se pasta térmica para melhorar o contato do transdutor com a ferramenta, facilitando a condução do calor.

Figura 32: Posicionamento do termopar.

Fonte: Do autor.

Sensor para medição de aceleração

Neste tópico aborda-se a utilização do acelerômetro, que é um transdutor apropriado para medir dados de aceleração. Transdutores como este possuem uma faixa dinâmica de operação de dezenas de quilohertz (kHz) para a maioria dos casos e, de centenas de quilohertz para alguns poucos casos (LEVINZON, 2015).

Para o presente projeto, o acelerômetro utilizado para realizar as medições durante os testes experimentais é o 780B, fabricado pela empresa *Wilcoxon Research*. Este é um sensor uniaxial de uso geral, cujas características são: saída de 100 mV/g, faixa dinâmica de 0,4 a 14.000 Hz e frequência de ressonância de 30.000 Hz. Na Figura 33 tem-se uma representação do transdutor e, também, a base magnética que foi utilizada para fixação do mesmo no suporte da ferramenta.

Figura 33: Acelerômetro *Wilcoxon Research* 780B.

Fonte: Do autor.

□ Condicionamento e conversão AD do sinal do acelerômetro

Para adaptar o sinal do acelerômetro à faixa de tensão do conversor AD, desenvolveu-se o sistema de condicionamento de sinal que está representado na Figura 34. Esse transdutor possui uma impedância que varia com a aceleração. Para tal, necessita-se de uma fonte de tensão constante de no mínimo 18 V, para ligar o mesmo, no pino A. No pino B utiliza-se uma fonte de corrente constante. Desta forma garante-se que neste pino há uma tensão que é proporcional à variação de aceleração.

O sinal no pino B é transportado para um filtro passa alta (PA), que é composto pelo capacitor de 220 nF e o resistor de 12 kΩ. A frequência de corte deste filtro é de aproximadamente 60 Hz, como pode ser calculado pela Equação 9. Utilizou-se este filtro para eliminar problemas gerados devido à frequência da rede elétrica e outros ruídos de baixa frequência.

$$f_c = \frac{1}{2\pi RC} \quad (9)$$

O sinal de saída da etapa de filtragem, representado por (a), está em torno de algumas centenas de milivolts (mV). Para ajustar o sinal proporcional à aceleração à faixa do conversor AD, construiu-se um sistema de amplificação que é o conjunto posterior ao ponto (a). Projetou-se o amplificador para atuar no modo diferencial, ou seja, subtraindo-se a entrada negativa da positiva. Existe, no entanto, um ganho associado a cada entrada, o qual pode ser calculado pela Equação 10.

$$v_{saida} = \left(\frac{R5(R2 + R3)}{R2(R4 + R5)} \right) v_{n_inv} - \left(\frac{R3}{R2} \right) v_{inv} \quad (10)$$

A saída desta etapa, (b), é um sinal com um valor de tensão contínua. Para ajustar o ganho ao limite inferior e ao superior do conversor AD, foram realizados testes preliminares, concluindo-se que se poderia aplicar um ganho de dois ao sinal filtrado (localizado na entrada inversora).

Figura 34: Sistema para condicionamento do sinal do acelerômetro.

Fonte: Do autor.

❑ Fixação do acelerômetro no suporte da ferramenta

Com os testes preliminares, observou-se que era difícil realizar a medição com o acelerômetro no eixo X , pois o cavaco que saía da peça chocava-se com o transdutor e, conseqüentemente, influenciava na medida. Portanto, como mostrado na Figura 35, optou-se por realizar a medição no eixo Y , que está em paralelo ao sentido do avanço da ferramenta.

Figura 35: Fixação do acelerômetro.

Fonte: Do autor.

Sensor para medição de áudio

O microfone é um transdutor que converte a pressão do ar em uma membrana em tensão elétrica. No presente projeto, o microfone utilizado é o de eletreto, o qual possui carga permanente que se altera quando o diafragma é deformado mecanicamente (BALLOU, 2009). Este modelo de microfone foi escolhido devido à sua robustez e às suas dimensões reduzidas quando comparado à outras configurações de microfone.

□ Condicionamento e Conversão AD do sinal do microfone

Assim como os demais transdutores, o microfone também gera uma tensão elétrica baixa, acompanhada de ruído sobreposto ao sinal. Portanto, faz-se necessário um sistema de condicionamento para realizar a filtragem e a amplificação do sinal.

Na Figura 36 tem-se o esquemático do circuito montado para adaptar o sinal do microfone para a etapa de conversão AD. O sinal de saída do microfone (MIC) passa por um sistema de pré-amplificação que aplica ao mesmo um ganho de 30. Após a etapa de pré-amplificação, o sinal passa por um filtro PA, com frequência de corte de 60 Hz, assim como o acelerômetro.

O sinal de saída da etapa de filtragem, representado por (a), está em torno de algumas centenas de milivolts (mV). Portanto, para ajustar o sinal proporcional à vibração sonora à faixa do conversor AD, construiu-se um sistema de amplificação que é o conjunto posterior ao ponto (a). Projetou-se o amplificador para atuar no modo diferencial, ou seja, subtraindo-se a entrada negativa da positiva.

A saída desta etapa, (b), é um sinal com um valor de tensão contínua. Para ajustar o ganho ao limite inferior e ao superior do conversor AD, foram realizados testes preliminares, concluindo-se que se poderia aplicar um ganho de um e meio ao sinal filtrado (localizado na entrada inversora).

Figura 36: Circuito para amplificação do sinal do microfone de eletreto.

Fonte: Do autor.

❑ Fixação do microfone no suporte da ferramenta

Com testes preliminares, observou-se que era difícil realizar a fixação do sensor na máquina, então, optou-se por alocar o microfone no suporte da ferramenta que estava oposta a que foi utilizada durante os experimentos. Uma representação da fixação pode ser observada na Figura 37. O sensor encontra-se a uma distância de aproximadamente 300 mm da zona de corte.

Figura 37: Posicionamento do microfone.

Fonte: Do autor.

3.2 Desenvolvimento do sistema para aquisição de dados

Nesta subseção detalham-se as plataformas utilizadas para realizar a tarefa de aquisição de dados. Ao término desta, apresenta-se como foi realizado a montagem do sistema por completo.

Para fazer a aquisição dos dados dos sensores, processadores locais, foram utilizadas plataformas embarcadas Tiva C *Connected LaunchPad*, desenvolvidas pela empresa *Texas Instruments*. Esta plataforma possui um microcontrolador TM4C1294NCPDTI ARM Cortex-M4, conversor AD de 12 bits com taxa de aquisição de até 2 MSps e, além disso, tem interface *Ethernet* de 10/100 Mbps e 2 portas para comunicação *Universal Asynchronous Receiver/Transmitter* (UART).

A escolha da plataforma desenvolvida pela *Texas Instruments* que está representada na Figura 38 se deve ao fato da mesma atender aos requisitos de processamento que são necessários neste projeto de pesquisa. O microcontrolador desta placa possui 32 bits e quando se compara com plataformas embarcadas semelhantes, esta possui um bom custo benefício.

Figura 38: Tiva C *Connected LaunchPad*.

Fonte: Do autor.

Na Figura 39 mostra-se, esquematicamente, o conjunto do sistema de aquisição de dados dos sensores. Separou-se em dois diferentes métodos de aquisição de dados, pois o tanto acelerômetro quanto o microfone seguem o fluxo representado em (a). Por outro lado, o termopar apresenta-se como em (b). Em (a) o transdutor (microfone e acelerômetro) responde à grandeza física. O sinal de saída deste passa pelo circuito de condicionamento que foi apresentado na seção anterior, no qual filtra-se e amplifica-se o sinal. A saída desta etapa é conectada à placa de desenvolvimento que é responsável, por intermédio de um *software*, por comandar a aquisição dos dados. Em (b), o transdutor (termopar) altera sua resposta devido à variação de temperatura. Conecta-se a saída deste ao circuito

de condicionamento, posteriormente, acopla-se a placa de desenvolvimento a comunicação SPI do circuito de condicionamento.

Figura 39: Esquemático da aquisição dos dados do (a) acelerômetro e microfone e (b) termopar.

Fonte: Do autor.

O problema principal de ter três processadores separados, um para cada sensor é que a aquisição de dados não acontece de forma paralela, portanto, optou-se por ter um processador principal no qual gerencia esta função. Adotou-se uma *Raspberry Pi 2* modelo B, que pode ser vista na Figura 40, para desempenhar esta função. Este modelo possui como microcontrolador um ARM Cortex-A7 (BCM2836), com processador de 900 MHz, memória de 1GB e comunicação *Ethernet* 10/100 Mbps, UART, entre outras. Esta plataforma tem a possibilidade de rodar sistemas operacionais Linux e também o *Windows 10*. A presente plataforma não foi utilizada como processadores locais, pois sofre problemas de latência devido à grande quantidade de processos que um sistema operacional exige.

Figura 40: *Raspberry Pi 2* modelo B.

Fonte: Do autor.

Representa-se o sistema completo de aquisição de dados na Figura 41. Os processadores locais (Tiva C) são responsáveis por digitalizarem os dados dos transdutores individualmente. O processador principal (*Raspberry Pi*) se comunica com os processadores locais pelo pino *Enable* e por comunicação *Ethernet*, desta forma, o processador gerencia e recebe os dados. Os detalhes do programa desenvolvido são explicados na próxima seção.

Figura 41: Esquemático do sistema completo de aquisição de dados.

Fonte: Do autor.

3.3 Desenvolvimento do *software* para aquisição de dados

Nesta seção apresenta-se o fluxograma de cada programa desenvolvido para aquisição de dados dos diferentes sensores. Posteriormente é mostrado um diagrama de tempo para esquematizar como é feita a aquisição de dados.

Na Figura 42 tem-se o fluxograma do *software* desenvolvido para aquisição de dados do sensor de temperatura. Antes de começar, configura-se os pinos de entrada, de saída e de comunicação. Ao iniciar o programa, o sistema embarcado espera que o pino denominado *Enable* seja acionado. Quando ocorre esta condição, habilita-se a leitura da temperatura que é feita pela função do tipo *double* denominada *Read_Temp()*. Esta função envia ao CI, mediante comunicação SPI, os valores 0x80 (Registrador de escrita de dados), 0x42 (Registrador para sensor interno de temperatura) e 0x0C (Começo do registrador com os dados da temperatura). Posteriormente, recebe-se os dados pela mesma comunicação e, então, multiplica-se o valor lido por uma constante para obter o valor de temperatura em graus Celsius.

Posteriormente, o sistema espera até que o processador principal solicite os dados por intermédio do endereço *Internet Protocol* (IP), assim os envia via *Ethernet*. Após o envio dos dados, chega-se ao término do programa. Por se tratar de um sistema contínuo, retorna-se ao início do programa.

Figura 42: Fluxograma do programa para o sensor de temperatura.

Fonte: Do autor.

Na Figura 43 tem-se o fluxograma do programa que foi desenvolvido para aquisição de dados do acelerômetro e do microfone. Ao começar o programa, configura-se os pinos de entrada, de saída e de comunicação. O sistema embarcado verifica se há dados para transferir, caso tenha, este espera que o processador principal os solicite. Quando ocorre esta condição, habilita-se a transferência dos dados coletados por meio da comunicação *Ethernet*. Após enviar todos os dados do vetor, limpa-se a flag que indica a existência valores para serem transferidos e então retorna-se ao início do programa.

A aquisição de dados é habilitada quando ocorre a transição de nível lógico baixo (0 V) para alto (3,3 V) no pino *Enable*. Este pino solicita ao processador que pare o processamento atual para atender uma outra rotina (interrupção). A rotina da interrupção inicia com a conversão AD do sinal que está conectado ao pino analógico da plataforma embarcada. Logo após a conversão, espera-se até que o tempo transcorrido do início da aquisição ao final seja de 10 μ s, verificando se foram colhidas 5.000 amostras. Em caso negativo, sinaliza-se erro e realiza-se uma nova aquisição, caso contrário, indica-se na *flag* que existem dados para ser transferidos.

Para calcular a frequência de aquisição, pode-se utilizar a Equação 11. Nesta, f_s é a frequência de aquisição e T_s é o período para uma aquisição de dado que para este caso é de 10 μ s. Com isso, obtém-se uma frequência de amostragem de 100 kSps

$$f_s = \frac{1}{T_s} \quad (11)$$

Adotou-se um *slot* de tempo de 50 ms, pois foi praticamente o máximo de dados para serem armazenados na memória dos processadores locais e, além disso, não prejudicava consideravelmente o tempo de transferência dos dados pela comunicação *Ethernet*.

Na Figura 44 apresenta-se o fluxograma do *software* desenvolvido para comandar a tarefa do processador principal. Antes de iniciar o programa, configura-se os pinos de entrada, de saída e de comunicação. A primeira etapa do processador principal é a aquisição de dados, a qual é constituída por dois estágios. No primeiro, o programa muda o nível lógico do pino denominado *Enable* de baixo para alto, sinalizando para os sensores (paralelamente) que deve-se iniciar a aquisição de dados. O segundo estágio consiste em esperar por um *delay* de 70 ms para garantir que todos os processadores tenham terminado suas tarefas. Após este tempo, altera-se o nível lógico do pino *Enable* para baixo. Deste modo, a primeira etapa termina-se e pode-se iniciar a dois.

A segunda etapa é o recebimento de dados, a qual é formada por três estágios que consistem em sinalizar a cada sensor que eles devem enviar os dados adquiridos. Para tal, o programa se comunica via *Ethernet*, a cada instante de tempo, com um sensor (cliente), por meio de um endereço IP e este envia ao processador principal (servidor) um dado por

Figura 43: Fluxograma sensores de aceleração e áudio.

Fonte: Do autor.

Figura 44: Fluxograma do programa do processador principal.

vez. A partir disto, pode-se concluir que os dados de cada sensor são enviados serialmente. Após realizar a leitura dos dados dos três sensores termina-se a etapa dois e inicia-se a três.

Para finalizar, a terceira etapa é o envio de dados, a qual é formada por três estágios que são responsáveis por selecionar os dados de cada sensor e reenviá-los ao *cluster* (O *cluster* efetua cálculos matemáticos com os dados e disponibiliza para um algoritmo genético, já desenvolvido para outra aplicação, que gera as assinaturas de usinagem). A comunicação utilizada nesta etapa também é *Ethernet*, no qual o processador principal (servidor) se comunica com o *cluster* (cliente) pelo endereço IP. Como se trata de um sistema de aquisição contínuo, retorna-se ao início do programa novamente.

Com base nos programas desenvolvidos, pode-se notar que o sistema de aquisição de dados ocorre em paralelo. O diagrama de tempo deste sistema pode ser visto na Figura 45. O processador principal libera a aquisição de dados dos sensores (pino *Enable*), para que esta etapa ocorra em paralelo. Posteriormente, o processador solicita os dados de cada sensor individualmente e, então, ocorre a transmissão dos mesmos de modo serial. Em seguida, os dados são transferidos para o cluster que é responsável por processar os dados.

Figura 45: Diagrama de tempo do sistema desenvolvido.

Fonte: Do autor.

3.4 Procedimento experimental

Nesta seção discorre-se sobre as etapas para a realização dos experimentos. Um breve diagrama desta etapa pode ser visto na Figura 46. Inicialmente define-se a máquina-

ferramenta. Em seguida, selecionam-se os materiais e as dimensões dos corpos de prova. Com base nos materiais, define-se a ferramenta utilizada para realizar a usinagem. E, por fim, define-se os parâmetros de corte.

Figura 46: Diagrama de blocos para a realização do procedimento experimental.

Fonte: Do autor.

❑ Máquina-ferramenta

A máquina-ferramenta utilizada nos experimentos foi o torno ROMI Centur 30D que pode ser visto na Figura 47.

Figura 47: Torno CNC ROMI Centur 30D.

Fonte: Do autor.

Essa máquina possui um motor com rotação de até 4000 rpm e uma potência de 7,5 kW. As dimensões do curso nos eixos X e Z são 220 e 1065 mm respectivamente. Para controle, utiliza-se nesta máquina, o CNC da Siemens cujo modelo é o 802D. Esta pode ser operada nos modos manuais, semiautomático e automático.

❑ Corpos de prova

Os materiais utilizados para realizar os experimentos foram alumínio e aço SAE 1020, os quais foram escolhidos por serem frequentemente utilizados nas indústrias e por possuírem propriedades mecânicas que influenciam durante o corte diferentes, tornando mais

perceptível a variação dos dados medidos. Na Figura 48 são mostrados os tarugos que foram utilizados. Abaixo tem-se o corpo de prova de aço SAE 1020 e acima o corpo de prova de alumínio. Suas dimensões são $\varnothing 25,4 \times 200$ mm

Figura 48: Corpos de prova.

Fonte: Do autor.

❑ Ferramenta de corte

Para realização da usinagem utilizou a ferramenta cujo código é TNMG160408R-C NS530 da fabricante Tungaloy. A representação da mesma pode ser vista na Figura 49. Padronizou-se a ferramenta a fim de permitir a correlação das grandezas devido à usinagem de diferentes materiais.

Figura 49: Representação do inserto utilizado para realizar a usinagem.

Fonte: Do autor.

Efetuuou-se a escolha pela ferramenta ideal para usinagem de aços, pois em teoria, esta suportaria os esforços causados tanto pelos corpos de prova de aço quanto pelos de alumínio. Os limites máximos dos parâmetros de cortes para a ferramenta escolhida são: avanço de 0,3 mm/rev e velocidade de corte de 220 m/min.

❑ Parâmetros de corte

Utilizou-se como base a revisão da literatura para verificar a influência dos parâmetros de corte nestas três grandezas. Com base nesta, variaram-se dois parâmetros: o avanço e

a profundidade de corte e fixou-se a velocidade de corte. Estes foram escolhidos visando simular operações de desbaste e de acabamento que podem ocorrer em indústrias. Os valores adotados estão dispostos na Tabela 5.

Tabela 5: Parâmetros de corte utilizados nos experimentos.

Velocidade de corte (m/min)	Profundidade de corte (mm)	Avanço (mm/rev)
200,00	0,30	0,10
	1,00	0,25

Fonte: Do autor.

3.5 Planejamento do experimento

Após a definição de todos os componentes que são necessários para realizar o experimento, buscou-se efetuar um planejamento do mesmo para obter os resultados esperados.

Para evitar erros experimentais, optou-se por sortear as amostras que seriam usinadas. Em primeiro lugar, sorteu-se o número de cada corpo de prova. Desta forma, as amostras com identificação 1, 4, 7 e 8 são as de alumínio, enquanto que as 2, 3, 5 e 6 são as de aço (SAE 1020).

Posteriormente, criou-se a Tabela 6, na qual as três primeiras colunas representam os nomes dos arquivos criados com os dados de cada sensor. As colunas quatro e cinco representam os valores dos parâmetros de corte que são variáveis no decorrer dos experimentos. Na última coluna, apresentam-se os sorteios, o número representa o corpo de prova utilizado, nas condições de usinagens dadas pelas colunas quatro e cinco. Com base na última coluna, nota-se que foram feitos dois experimentos, ou seja, para cada condição existe duas usinagens com diferentes corpos de prova do mesmo material.

Tabela 6: Sorteio para definição dos parâmetros de corte em cada experimento

$\ddot{x}(t)$ (V)	$\mu(t)$ (V)	T(t) (°C)	Profundidade de corte (mm)	Avanço (mm/rev)	Sorteio
Dados1_1a	Dados1_1s	Dados1_1t	0,30	0,10	4 – 3 / 5 - 1
Dados2_1a	Dados2_1s	Dados2_1t	0,30	0,25	6 – 1 / 7 - 3
Dados3_1a	Dados3_1s	Dados3_1t	1,00	0,10	8 – 5 / 2 - 4
Dados4_1a	Dados4_1s	Dados4_1t	1,00	0,25	7 – 2 / 6 - 8

Fonte: Do autor.

3.6 Pré-processamento dos dados

Nesta seção aborda-se a metodologia para o pré-processamento dos dados do acelerômetro e do microfone. As etapas de pré-processamento estão apresentadas na Figura 50. Dentro de um espaço de tempo de 50 ms, separa-se este dado em janelas. Em seguida, passa-se para o domínio da frequência por intermédio de uma ferramenta matemática. A partir deste momento, torna-se possível realizar as correções de ganhos e de atenuações dados e, então, retorna-se o mesmo para o domínio do tempo com outra ferramenta matemática.

Figura 50: Diagrama de blocos da etapa de pré-processamento.

Fonte: Do autor.

□ Janelamento

Segundo Oppenheim e Schafer (2013), a principal função da janela é limitar no tempo um sinal contínuo. Para este projeto, no entanto, utilizou-se esta ferramenta para delimitar partes do sinal amostrado. Com isso, pode-se determinar as frequências atuantes em pequeno período de tempo.

O tipo de janela escolhida foi a retangular, para não influenciar nos dados do domínio do tempo. A fórmula para obter esta janela pode ser vista na Equação 12, onde w_n representa a janela retangular e N representa o número de amostras definidos.

$$w_n(n) = \begin{cases} 1 & (n-1)N + 1 < n \leq (n)N \\ 0 & \text{para os demais dados} \end{cases}, \text{ para } n = 1, 2, 3, 4 \text{ e } 5 \quad (12)$$

Conforme pode ser visto na Figura 51, a cada janela obtém-se uma parte do sinal amostrados até o término do mesmo. Cada uma desta possui o comprimento de N amostras. Como decidiu-se dividir o sinal em 5 partes, portanto, N ficou igual a 1.000 amostras.

Para obter os dados com o janelamento, utiliza-se a Equação 13, na qual y_n representa a fatia n do sinal e y é o sinal amostrado total.

$$y_n(n) = w_n(n)y(n) \quad (13)$$

Figura 51: Função de janelamento retangular.

Fonte: Do autor.

□ Transformada Rápida de Fourier (FFT)

Os dados separados em janelas estão no domínio do tempo, entretanto, para realizar as correções propostas pelos fabricantes, os dados necessitam estar no domínio da frequência. Para realizar esta mudança de domínio, faz-se necessário a utilização de uma ferramenta matemática.

A principal ferramenta utilizada em processamento de sinais, para este princípio, é a *Discrete Fourier Transform* (DFT). Esta nada mais é do que a transformada de Fourier para sinais discretizados (OPPENHEIM; SCHAFER, 2013). A magnitude (F_n) de cada frequência k , em radianos, desta transformada é calculada pela Equação 14.

$$F_n(k) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n=1}^N y_n(n) e^{-jk2\pi \frac{n}{N}} \quad (14)$$

□ Correções nos sinais dos sensores

Nesta seção aborda-se todo o processo de correção dos dados do acelerômetro e do microfone.

São necessárias correções, pois os transdutores utilizados não são ideais e quando estes são submetidos a algumas frequências, o mesmo pode atenuar ou amplificar o sinal mensurado. Os filtros utilizados para o sistema de condicionamento de sinal também geram atenuações em algumas frequências não desejáveis por não se tratar de um filtro ideal, portanto, faz-se necessário a utilização de um método para realizar tais correções.

- Sensor de aceleração

Os dados da resposta em frequência do acelerômetro estão listados na Tabela 7, os quais são informados na folha de dados do mesmo.

Tabela 7: Resposta em frequência do acelerômetro Wilcoxon 780B.

Magnitude (%)	Frequência (Hz)
± 5	1 - 7.000
± 10	0,7 - 9.000
$\pm 41,4$	0,5 - 14.000

Fonte: Adaptado de Wilcoxon Research (2009).

Com base nos dados da Tabela 7, desenvolveu uma regressão polinomial para obter o gráfico obtido na Figura 52. Este gráfico representa as atenuações e os ganhos gerados no sinal de saída do transdutor devido à frequência que o mesmo sofre.

Figura 52: Resposta dinâmica do transdutor de aceleração.

Fonte: Do autor.

Outro fator de suma importância são as atenuações geradas devido ao filtro PA utilizado para eliminar as baixas frequências. A resposta dinâmica deste filtro está representada na Figura 53. A fórmula que governa a resposta dinâmica para um filtro PA de primeira ordem está representada na Equação 15.

$$\frac{v_s}{v_e} = \frac{1}{\sqrt{1 + \left(\frac{f_c}{f}\right)^2}} \quad (15)$$

Nesta, v_s representa o nível da tensão de saída no filtro, v_e é o valor da tensão na entrada no filtro, f_c é a frequência de corte do filtro e f é a frequência do sinal medido.

Figura 53: Resposta dinâmica do Filtro PA.

Fonte: Do autor.

Na Figura 54 representa-se a resposta dinâmica do sensor de aceleração sem levar em consideração os ganhos do sistema de condicionamento. Para obter esta resposta, fez-se a correlação da resposta dinâmica do transdutor de aceleração e também da resposta dinâmica do filtro PA.

Figura 54: Resposta dinâmica sensor de vibração.

Fonte: Do autor.

Nota-se que o sinal amostrado possui atenuações e/ou ganhos que não são ocasionados pelo sistema medido, os quais são ocasionados pelo transdutor e sistema de condicionamento. Portanto, com o sinal no domínio da frequência deve-se levar em consideração esta não linearidade. A partir da Figura 54 é possível cancelar a influência do transdutor e do sistema de condicionamento no sinal mensurado.

- Sensor de áudio

Os fabricantes do transdutor de áudio realizaram um experimento controlado para determinar a resposta dinâmica do mesmo. Neste experimento, analisou-se o sinal gerado na saída do transdutor, com relação a uma fonte geradora de som. A faixa medida em frequência foi de 50 Hz a 8.800 Hz. Para se obter a resposta dinâmica do experimento feito pelo fabricante, realizou-se um procedimento de retirar pontos do gráfico, a partir de aproximadamente 2.000 Hz, que foi o momento no qual o transdutor deixa de ter uma saída linear. Com base nos pontos obtidos, gerou-se uma interpolação polinomial de 4ª ordem. Na faixa de 2.000 Hz a 8.800 Hz, R^2 obtido foi de 0,98, a FRF gerada pode ser vista na Figura 55.

Figura 55: Resposta dinâmica transdutor de áudio.

Fonte: Do autor.

O sinal de saída do transdutor, após sofrer uma pré-amplificação, passa por um filtro PA. A resposta dinâmica deste filtro é a mesma representada na Figura 53.

Na Figura 56 está representada a resposta dinâmica do sensor de áudio sem levar em consideração os ganhos do sistema de condicionamento. Para obter esta resposta, fez-se a multiplicação da resposta dinâmica do transdutor de aceleração e também da resposta dinâmica do filtro PA.

Figura 56: Resposta dinâmica do sensor de áudio.

Fonte: Do autor.

Com isso, nota-se que o sinal amostrado de áudio possui atenuações e/ou ganhos que não são ocasionados pelo processo de usinagem e sim pelo transdutor e sistema de condicionamento. Portanto, com o sinal no domínio da frequência deve-se levar em consideração estas não linearidades, efetuando as devidas correções no sinal.

□ Transformada inversa de Fourier (IFFT)

Após efetuar as correções necessárias devido à não linearidade do transdutor e do sistema de condicionamento, foi necessário retornar os dados para o domínio do tempo. Para fazer a inversão do domínio, utilizou-se a Inverse Discrete Fourier Transform (IDFT), que está representada na Equação 16.

$$y_n(n) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=1}^N F_n(k) e^{jk2\pi \frac{n}{N}} \quad (16)$$

3.7 Extração de características

Nesta seção, apresentam-se os métodos para processamento dos dados dos sensores.

Foram realizadas análises dos dados, no domínio do tempo, e, adicionalmente, levou-se em consideração os trabalhos analisados durante a revisão da literatura, os quais serviram de base para a escolha dos melhores métodos de processamento.

Para o sensor de temperatura, utilizou-se como métrica para extração de características a variação de temperatura, que pode ser calculada de acordo com a Equação 17 na qual, $T_{termopar}$ é a temperatura medida pelo termopar e $T_{externa}$ é a temperatura ambiente, antes do início da usinagem.

$$\Delta T = T_{termopar} - T_{externa} \quad (17)$$

Levou-se em consideração este método, pois não é necessário medir a temperatura real da região na qual fixou-se o termopar. Desta forma, consegue-se ter uma boa estimativa da variação de temperatura.

Para o sensor de áudio e o de vibração, utilizou-se como métrica para extração de características o valor RMS que pode ser calculado pela Equação 18.

$$RMS_{y_n} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y_n(n)^2} \quad (18)$$

Optou-se por este método, pois este foi utilizado em alguns dos artigos observados na literatura (UPADHYAY; JAIN; MEHTA, 2013; BHUIYAN; CHOUDHURY; DAHARI, 2014). Além disso, verificou-se que para as diferentes condições de torneamento houve variações nos sinais que são facilmente identificadas por esta ferramenta matemática.

3.8 Classificação

Nesta seção são abordadas as ferramentas utilizadas para fazer a classificação dos dados adquiridos do processo de torneamento sob efeito de diferentes parâmetros de corte. Um breve diagrama com as entradas e a saída desta pode ser visto na Figura 57. Como entrada, tem-se os dados de aceleração ($\ddot{x}$), de áudio (μ) e de variação de temperatura (ΔT). Na etapa de classificação, sabe-se que os parâmetros que foram controladas durante os experimentos são avanço, profundidade de corte, velocidade de corte e o material e o que não foi controlado é o desgaste da ferramenta.

Figura 57: Diagrama dos objetivos dos experimentos.

Fonte: Do autor.

Nesta etapa faz-se uma simulação da saída do *cluster*. Para o método de classificação supervisionado foram estabelecidos 80% das amostras para calcular as assinaturas de processo. Os demais 20% das amostras foram utilizadas para fazer a validação do método de classificação.

As amostras de cada sensor, por terem sido adquiridas ao mesmo instante de tempo, foram correlacionados, visando gerar um vetor de três dimensões (X , Y , Z), como representado na Figura 58. O eixo X relaciona-se com os dados processados do sensor de aceleração, o eixo Y com os dados processados do sensor de áudio e o eixo Z com os dados processados do sensor de temperatura.

Figura 58: Representação dos eixos.

Fonte: Do autor.

Para obter as assinaturas de processo, optou-se por retirar a média dos dados de cada experimento. Foram utilizados dois métodos para classificar os dados: o primeiro consiste na comparação entre as distâncias euclidianas; e o segundo consiste em um algoritmo inteligente. Utilizando estes dois métodos, pode-se comparar as duas ferramentas

de classificação. Nas próximas subseções são discutidos o funcionamento dos métodos propostos.

3.8.1 Distância euclidiana

A primeira proposta de método para classificação dos dados consiste em uma tarefa computacionalmente leve. A metodologia seguida neste método fundamenta-se em, com base nas assinaturas de processo, comparar por intermédio de uma ferramenta matemática o quão próximo um dado novo está dos centros de cada grupo (assinaturas de processo). A partir desta informação, o algoritmo classifica a qual conjunto o atual dado pertence.

□ Etapa de operação

Na fase de operação, calcula-se a distância euclidiana, Equação 19, de um dado ao centro de cada grupo. A menor distância (indica o grupo mais próximo) é a selecionada e, então, o dado é classificado no referido grupo. Posteriormente, verifica-se se a classificação foi correta ou não para obter os erros do método analisado.

$$d_{\text{dado}, \text{centron}} = \sqrt{(\ddot{x}_{\text{dado}} - \ddot{x}_{\text{centron}})^2 + (\mu_{\text{dado}} - \mu_{\text{centron}})^2 + (\Delta T_{\text{dado}} - \Delta T_{\text{centron}})^2} \quad (19)$$

Este método, é semelhante ao *K-means* que é uma ferramenta matemática que gera grupos com base em dados desconhecidos (treinamento não-supervisionado). Este foi um dos modelos utilizados por Kannatey-Asibu, Yum e Kim (2017) e que apresentou um resultado relativamente ruim quando comparado aos demais modelos utilizados pelos autores.

3.8.2 Algoritmo inteligente

Nesta seção mostra-se o algoritmo inteligente utilizado para classificar os dados. A ferramenta utilizada é uma Rede Neural Artificial (RNA), cuja arquitetura é denominada *Radial Basis Function* (RBF). Esta denominação deve-se ao fato de que a função de ativação dos neurônios da primeira camada é de base radial como, por exemplo, uma função gaussiana (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

□ Etapa de treinamento

A topologia adotada neste projeto pode ser vista na Figura 59. Como entradas têm-se os dados processados de cada sensor. Estes valores são passados para a camada neural intermediária, com m neurônios, sendo m a quantidade de grupos do problema. Esta fase

do treinamento é não-supervisionada, entretanto, como neste projeto sabe-se exatamente a qual grupo cada dado pertence, nesta etapa utilizou-se os dados da etapa de operação da distância euclidiana. Os pesos da camada intermediária (Pesos_Camada_Intermediaria) são calculados a partir da função gaussiana com base nos dados de treinamento de cada grupo. Posteriormente, os dados são passados para a camada neural de saída com n neurônios, no qual n representa a quantidade de classificadores do problema. A esta segunda etapa de treinamento cabe a responsabilidade de ajustar os pesos da camada de saída (Pesos_Camada_Saida) de cada neurônios por um critério de aprendizagem. Portanto, aqui utiliza-se a regra delta generalizada, a qual visa reduzir o erro quadrático da saída. Vale ressaltar que esta parte do treinamento é supervisionada. Para finalizar, os neurônios de saída passam por uma função de ativação para obter uma saída processada.

Figura 59: Topologia de uma rede neural RBF.

Fonte: Do autor.

❑ Etapa de operação

Após terminada a etapa de treinamento, a RNA tem a habilidade de generalizar o problema. Na etapa de operação, utiliza-se as amostras separadas para teste para analisar o desempenho da rede.

As amostras são fornecidas para a rede que já tem os pesos das camadas intermediária e de saída calculados e, de acordo com as respostas de cada camada neural, obtêm-se a classificação dos dados com base na saída processada.

3.9 Considerações finais

A partir da metodologia aplicada ao presente projeto de pesquisa, foi esperado o desenvolvimento do sistema de condicionamento de sinais e, além disso, elaborou-se um sistema de aquisição de dados separados para cada sensor. Para realizar a tarefa de aquisição simultânea dos dados, utilizou-se um processador principal cujo objetivo é habilitar a digitalização dos dados e solicitar e transferir os mesmos. No capítulo a seguir, são mostrados os resultados experimentais obtidos utilizando esta metodologia.

As etapas de pré-processamento, de processamento e de classificação simulam todo o funcionamento do *cluster* que foi proposto para uma aplicação real.

Após a fase de de classificação, pretende-se obter regiões nas quais representam um determinado tipo de usinagem, criando uma assinatura de processo generalizada.

Resultados e Discussões

Este capítulo é composto por duas seções. A primeira consiste em analisar a resposta do sistema de aquisição, confirmando a aquisição de dados em paralelo dos sinais. Na segunda seção, mostra-se todo o processamento de sinal realizado nos dados obtidos dos sensores, possibilitando a obtenção das assinaturas de processo.

4.1 Sistema de aquisição

Para validar a proposta de aquisição de dados em paralelo, foi realizado um experimento com o auxílio de um osciloscópio, para o devido monitoramento dos tempos de aquisição envolvidos. Para cada sensor, a estratégia adotada inclui setar (nível lógico ‘1’) um determinado pino ao iniciar o processo de aquisição e, imediatamente após o término do processo de aquisição, ressetar este mesmo pino (nível lógico ‘0’). Na Figura 60, pode-se observar o comportamento do sistema de aquisição de dados.

Figura 60: Resposta do sistema de aquisição de dados.

Fonte: Do autor.

Em (a) está representado o instante no qual o pino *Enable*, localizado no processador central, é acionado. Neste momento habilita-se a aquisição de dados dos sensores. Em (b) caracteriza-se o instante no qual o sensor de vibração começa a aquisição dos dados, sendo o tempo de aquisição de 50 ms. Em (c) mostra-se o momento no qual o sensor de temperatura inicia e termina a aquisição dos dados. E, para finalizar, em (d) tem-se o período de aquisição do sensor de áudio. Vale ressaltar que o início da aquisição de dados dos sensores é feita pela troca do estado do pino *Enable*, quando o mesmo passa do nível lógico ‘0’ para o nível lógico ‘1’. O término da aquisição dos sensores é determinada pelos processadores locais. Deste modo, pode-se afirmar que a aquisição de dados ocorre em paralelo.

Com o sistema de aquisição de dados funcionando, foram realizados experimentos preliminares, notou-se que a comunicação *Ethernet* apresentou significativo atraso na etapa de transferência dos dados dos sensores para o processador central. Em geral, o tempo para envio dos dados excursionou entre 3 s e 6 s. Além disso, percebeu-se também que os dados do sensor de aceleração possuíam vários picos, os quais estão destacados na Figura 61. Esta situação foi observada com a máquina ligada sem a operação de usinagem.

Figura 61: Dados de aceleração sem isolamento do sensor.

Fonte: Do autor.

Com base nestes dados, foi levantada a hipótese de que a máquina não estava aterrada corretamente, enviando ruídos ao sistema de aquisição. Visando solucionar este

problema, foram isoladas todas as partes nas quais os transdutores estavam em contato com a máquina-ferramenta. Após realizar o isolamento, o tempo de envio dos dados por *Ethernet* foi significativamente reduzido. Outro benefício observado foi que os picos de tensão, anteriormente, observados no sinal do sensor de aceleração, foram praticamente eliminados, como pode ser visto na Figura 62. Nota-se também que o sinal está corrompido por ruídos de alta frequência, os quais já eram esperados em função da inexistência de um filtro do tipo Passa Baixa (PB) implementado em *hardware*. Tal filtragem foi realizada em *software*.

Figura 62: Dados de aceleração com isolamento do sensor.

Fonte: Do autor.

4.2 Assinatura de processo

Nesta seção são mostradas todas as etapas até a obtenção das assinaturas de processo de usinagem, como proposto inicialmente. Para tal, a seção engloba resultados de três etapas: pré-processamento, etapa que representa correções nos dados; processamento, etapa referente a extração de características dos dados da etapa anterior; e a classificação, etapa que demonstra os resultados das ferramentas utilizadas para extração de características e de classificação.

Antes de apresentar os resultados, foi padronizado uma nomenclatura para tornar

mais amigável a comunicação dos experimentos durante este trabalho, esta pode ser vista na Tabela 8. As primeiras duas letras dizem respeito ao material utilizado (Al para alumínio e Ac para aço). Os três números posteriores representam a profundidade de corte utilizada durante tal experimento em milésimos de milímetros e os últimos retratam as condições do avanço da ferramenta também em milésimos de milímetro por revolução (Material_ProfundidadeDeCorte_Avanço).

Tabela 8: Nomenclatura utilizadas para se referir aos experimentos.

Nomenclatura do experimento	Material	Profundidade de corte (mm)	Avanço (mm/rev)
Al_030_010	Alumínio	0,30	0,10
Al_030_025	Alumínio	0,30	0,25
Al_100_010	Alumínio	1,00	0,10
Al_100_025	Alumínio	1,00	0,25
Ac_030_010	Aço SAE 1020	0,30	0,10
Ac_030_025	Aço SAE 1020	0,30	0,25
Ac_100_010	Aço SAE 1020	1,00	0,10
Ac_100_025	Aço SAE 1020	1,00	0,25

Fonte: Do autor.

4.2.1 Pré-processamento

A etapa de pré-processamento foi implementada em dois estágios, como descrito no Capítulo 3. Nos dados do acelerômetro e do microfone realizou-se o janelamento dos sinais, como pode ser visto na Figura 63. O espaço de tempo de 10 ms foi escolhido pois, ao realizar a análise do sinal no domínio da frequência, observou-se que as principais componentes do mesmo estava acima de 1 kHz. Portanto, com o dado período de tempo, haveria pelo menos 10 ciclos destas frequências.

Após realizar o janelamento do sinal, que é a primeira etapa da fase de pré-processamento, foi implementada a correção dos dados em cada uma das janelas, como pôde ser visto na seção 3.5. O resultado pode ser visto na Figura 64. Em (a) apresenta-se a janela 4 do sinal do acelerômetro durante o experimento Ac_030_100. Em (c), mostra-se o resultado após realizar a filtragem do sinal na frequência. Pode-se concluir, pela diminuição considerável da amplitude do sinal, que existe mais informação em frequências superiores a 10.000 Hz. Entretanto, para este projeto de pesquisa desconsiderou-se esta parte já que não se conhecia a resposta dinâmica do transdutor para faixa superior à mencionada anteriormente.

Ainda, na mesma figura, em (b) retrata-se o sinal de saída do sensor de áudio para o mesmo instante de tempo que o sensor de aceleração. Após realizar a filtragem digital, tem-se o sinal representado em (d). Observa-se que para o sinal deste sensor, manteve-se

Figura 63: Janelamento (a) sinal do acelerômetro e (b) sinal do microfone.

Fonte: Do autor.

a informação principal, reduzindo apenas os picos gerados por frequências altas que são indícios de ruídos. A principal conclusão que pode ser tirada até o momento é que para as condições impostas por este trabalho, um sensor de áudio com faixa de resposta de até 8.800 Hz, responde de maneira satisfatória.

Figura 64: Sinal (a) sem processamento do acelerômetro, (b) sem processamento do microfone, (c) com processamento do acelerômetro e (d) com processamento do microfone.

Fonte: Do autor.

4.2.2 Processamento

Com base nos dados obtidos do pré-processamento, que foi visto na subseção anterior, efetuou-se o processamento de cada um dos sensores individualmente. Nas próximas subseções abordam-se os resultados obtidos nesta etapa.

□ Sensor de temperatura (termopar)

O sensor de temperatura (termopar) faz a aquisição de apenas um dado a cada *slot* de tempo dos sensores de áudio e de aceleração. Portanto, neste caso, existe apenas seis amostras diferentes para cada experimento. O gráfico com a variação de temperatura para cada experimento pode ser visto na Figura 65. Nota-se que as condições de acabamento (quadrado preto para o alumínio e losango rosa para o aço) são as que apresentaram as menores variações de temperatura. Por outro lado, as maiores variações de temperatura ocorreram na condição de desbaste (círculo rosa para alumínio e triângulo cinza para o aço), que é algo lógico de se pensar devido ao fato que no desbaste ocorre uma maior remoção de material, aumentando a energia necessária para realizar o corte. Para o torneamento, o maior da energia utilizada para realizar o corte é dissipada na forma de calor.

Figura 65: Dados da variação de temperatura para os diferentes experimentos.

Quando se comparam os mesmos parâmetros e diferentes materiais, nota-se que para a maioria dos casos, as usinagens com o aço geram maiores variações de temperatura do que a mesma situação para o alumínio. Entretanto, para a condição de $ap = 1,00$ mm e $f = 0,10$ mm/rev (estrela azul para o aço e estrela verde para o alumínio) nota-se que a condição está invertida, ou seja, quando se usinou o alumínio ocorreu maior variação de temperatura. O fato que pode explicar o ocorrido é a presença de desgaste na ferramenta, que para este projeto, não foi levado em consideração.

Ao analisar os parâmetros de corte para o material alumínio, nota-se que para o experimento Al_100_025 e o experimento Al_100_010, o patamar da variação de temperatura é praticamente o mesmo. Algo similar ocorre entre os experimentos Al_030_025 e os experimentos Al_030_010. Entretanto, para este caso houve uma pequena variação.

Ao analisar os experimentos Al_100_025 e Al_030_025, observa-se que há uma enorme diferença entre as variações de temperatura. A mesma observação pode ser feita entre os experimentos Al_100_010 e Al_030_025. Com base nisso, pode-se notar que para a região medida durante os experimentos, a profundidade de corte influenciou mais na temperatura da ferramenta do que o avanço.

Ao analisar as mesmas condições para o aço, entre os experimentos Ac_100_025 e os experimentos Ac_100_010, existe uma grande diferença entre a temperatura da ferramenta. O mesmo pode ser notado nas condições Ac_030_025 e Ac_030_010. Com base nisso, nota-se que o avanço para este material influenciou significativamente no aumento da variação de temperatura.

Analisando os experimentos Ac_100_025 e Ac_030_025 houve variação, entretanto, é menor que a observado quando se variou o avanço. O mesmo pode ser visto entre os experimentos Ac_100_010 e Ac_030_010. A partir disso, observa-se que para o aço e para esta fixação do termopar, ambos os parâmetros aumentaram a temperatura de corte, porém o avanço possibilitou uma variação maior da temperatura. O mesmo pode ser visto no trabalho de Sun et al. (2014), no qual, entre estes dois parâmetros, o avanço foi o que fez aumentar a temperatura média de corte.

□ Sensor de aceleração (acelerômetro)

A métrica utilizada para retirar informação dos dados de aceleração foi o valor RMS. A Figura 66 representa o gráfico com os dados de aceleração obtidos durante os experimentos. Diferentemente da temperatura, os dados da aceleração são mais dispersos.

Ao realizar o cálculo da média dos dados retirando os *outliers* ou valores atípicos, pode-se analisar que a usinagem de desbaste (Al_100_025 e Ac_100_025) causou maiores amplitudes de aceleração do que a situação de usinagem de acabamento. Isto é intuitivo, já que os esforços causados durante uma operação de desbaste são maiores do que os solicitados no acabamento.

Figura 66: Valor RMS dos dados de aceleração para os diferentes experimentos.

Fonte: Do autor.

Outro fato interessante que pode ser notado é que a média do valor RMS dos experimentos para o material alumínio é maior que, considerando a mesma situação, para o aço. Entretanto, ao analisar os experimentos Ac_100_010 e Al_100_010, ocorreu maior vibração média na usinagem do aço do que a do alumínio.

Ao analisar os parâmetros de corte para o material alumínio, nota-se que para o experimento Al_100_025 e o experimento Al_100_010, observa-se que a média do valor eficaz para um avanço maior gerou um leve aumento no valor eficaz da aceleração. O mesmo ocorre entre os experimentos Al_030_025 e os experimentos Al_030_010, entretanto, para este caso houve uma maior variação.

Analisando os experimentos Al_100_025 e Al_030_025, observa-se que há uma pequena diferença entre as médias dos valores eficazes de cada experimento. A mesma observação pode ser feita entre os experimentos Al_100_010 e Al_030_025. Entretanto, para este houve uma maior diferença entre os valores. Com base nisso, pode-se notar que para a região medida durante os experimentos e para o material analisado, quando se aumenta o avanço ou a profundidade de corte, maior é a vibração na ferramenta.

Realizando a mesma análise para o aço, observando a média do valor eficaz dos experimentos Ac_100_025 e dos experimentos Ac_100_010, existe uma diferença de valores, entretanto, aumentou a vibração com a diminuição do avanço. Por outro lado, para os experimentos Ac_030_025 e os Ac_030_010, a vibração foi incrementada com o aumento do avanço.

Analisando os experimentos Ac_100_025 e os Ac_030_025 houve uma pequena variação no valor eficaz da aceleração, entretanto, a menor ocorrência se localiza para profundidade de corte menor. O oposto ocorre entre os experimentos Ac_100_010 e Ac_030_010, nos quais as maiores variações ocorreram para a maior profundidade de corte.

Com isso, pode-se notar que para o alumínio a condição de corte ficou bem “comportada”, pois seguiu as expectativas esperadas, ao contrário do que ocorreu com o aço, no qual houve variações. Um dos fatos que pode explicar isto é a utilização de uma ferramenta de corte apropriada para a usinagem de materiais com maior resistência mecânica.

□ Sensor de áudio (Microfone)

A métrica utilizada para retirar informação dos dados de áudio foi o valor RMS. Na Figura 67 é representado o gráfico com os dados dos valores eficazes de da cada janela para todos os experimentos.

Ao realizar o cálculo da média retirando os *outliers*, pode-se analisar que a usinagem de desbaste (Al_100_025 e Ac_100_025) causou vibrações sonoras de maiores amplitudes do que a situação de usinagem de acabamento para o material aço. Por outro lado, olhando o alumínio, a situação foi diferente, principalmente pelo fato que uma variação muito alta dos dados da usinagem de desbaste.

Outro fato observado é que a média dos valores eficazes dos experimentos cujo material usinado é o alumínio foi maior do que quando usinado pelo aço. Ao analisar os parâmetros de corte para o material alumínio, nota-se que para o experimento Al_100_025 e o experimento Al_100_010, observa-se que quando o avanço aumenta, a média dos valores eficazes também aumentou. Porém, o mesmo não acontece entre os experimentos Al_030_025 e os experimentos Al_030_010.

Analisando os experimentos Al_100_025 e Al_030_025, observa-se que há uma pequena diferença entre as médias dos valores eficazes de cada experimento, a média foi maior para a situação com maior profundidade de corte. Observação diferente é feita quando se compara os experimentos Al_100_010 e Al_030_025. Para o alumínio e fixação do microfone para o local informado, não é possível retirar uma conclusão com os dados do áudio.

Realizando a mesma análise para o aço, observando a média dos valores eficazes dos experimentos Ac_100_025 e dos experimentos Ac_100_010, a grandeza do dado dos experimentos com avanço alto foi superior ao de avanço baixo. Para os experimentos Ac_030_025 e os Ac_030_010, ocorreu o mesmo resultado. Deste modo, pode-se concluir

que para a usinagem do aço nas configurações dadas neste trabalho, o avanço maior gerou maiores valores eficazes.

Ao analisar os experimentos Ac_100_025 e os Ac_030_025 nota-se que a profundidade de corte menor, gerou valores eficazes maiores na média. O mesmo pode ser visto nos experimentos Ac_100_010 e Ac_030_010. Com isso, conclui-se para o experimento realizado nas condições descrita neste trabalho, que a menor profundidade de corte, gerou menor valor RMS nos dados de áudio.

Figura 67: Valor RMS do dados de áudio para os diferentes experimentos.

Fonte: Do autor.

4.2.3 Classificação

Como os dados medidos foram obtidos por meio de um processo de aquisição de dados em paralelo, isto possibilita que os mesmos sejam correlacionados. A partir dos dados anteriores, gerou-se o gráfico da Figura 68. Nota-se com o mesmo que os dados que representam usinagem de desbaste (Al_100_025 e Ac_100_025) e de acabamento (Al_030_010 e Ac_030_010) estão formando grupos bem definidos. Em contrapartida,

os dados que mesclam avanço de desbaste com profundidade de corte de acabamento ou vice-versa, estão bem dispersos pelo gráfico, exceto para os dados do experimento Ac_100_010.

Figura 68: Gráfico 3D com os dados obtidos por meio dos experimentos.

Fonte: Do autor.

A partir dos dados apresentados na Figura 68, propôs-se um método de calcular o centro dos dados de cada experimento. Então, realizou-se dois métodos de classificação que são comparados nos tópicos a seguir.

Centro dos grupos

Neste método, como se sabe a qual grupo cada dado pertence, calculou-se a média dos dados de cada grupo individualmente, utilizando 80% das amostras que foram selecionadas para treinamento. Com os outros 20% das amostras testou-se as ferramentas desenvolvidas para realizar a classificação. Selecionou-se 5 grupos diferentes de amostras de treinamento e de teste, visando obter o erro médio de cada método.

Tabela 9: Centro dos *clusters* assinaturas de processo de torneamento.

AI_100_025	Ac_100_025	AI_030_025	Ac_030_025	AI_030_010	Ac_030_010	Ac_100_010	AI_100_010
$\ddot{x}_{RMS}(107,85)$	$\ddot{x}_{RMS}(78,55)$	$\ddot{x}_{RMS}(81,79)$	$\ddot{x}_{RMS}(106,43)$	$\ddot{x}_{RMS}(80,36)$	$\ddot{x}_{RMS}(58,21)$	$\ddot{x}_{RMS}(89,44)$	$\ddot{x}_{RMS}(72,35)$
$\mu_{RMS}(445,79)$	$\mu_{RMS}(277,88)$	$\mu_{RMS}(361,30)$	$\mu_{RMS}(430,90)$	$\mu_{RMS}(500,01)$	$\mu_{RMS}(189,15)$	$\mu_{RMS}(124,01)$	$\mu_{RMS}(205,32)$
$\Delta T(32,96)$	$\Delta T(53,31)$	$\Delta T(29,14)$	$\Delta T(4,79)$	$\Delta T(2,15)$	$\Delta T(5,23)$	$\Delta T(16,92)$	$\Delta T(31,28)$
$\ddot{x}_{RMS}(108,09)$	$\ddot{x}_{RMS}(78,93)$	$\ddot{x}_{RMS}(85,77)$	$\ddot{x}_{RMS}(102,75)$	$\ddot{x}_{RMS}(82,67)$	$\ddot{x}_{RMS}(59,02)$	$\ddot{x}_{RMS}(86,71)$	$\ddot{x}_{RMS}(72,74)$
$\mu_{RMS}(438,75)$	$\mu_{RMS}(285,57)$	$\mu_{RMS}(339,00)$	$\mu_{RMS}(428,05)$	$\mu_{RMS}(501,17)$	$\mu_{RMS}(179,91)$	$\mu_{RMS}(131,80)$	$\mu_{RMS}(210,20)$
$\Delta T(32,96)$	$\Delta T(53,29)$	$\Delta T(29,22)$	$\Delta T(4,85)$	$\Delta T(2,20)$	$\Delta T(5,18)$	$\Delta T(16,89)$	$\Delta T(31,22)$
$\ddot{x}_{RMS}(104,92)$	$\ddot{x}_{RMS}(77,63)$	$\ddot{x}_{RMS}(84,38)$	$\ddot{x}_{RMS}(98,67)$	$\ddot{x}_{RMS}(80,28)$	$\ddot{x}_{RMS}(59,42)$	$\ddot{x}_{RMS}(90,38)$	$\ddot{x}_{RMS}(73,64)$
$\mu_{RMS}(446,32)$	$\mu_{RMS}(271,35)$	$\mu_{RMS}(349,09)$	$\mu_{RMS}(431,45)$	$\mu_{RMS}(500,92)$	$\mu_{RMS}(184,31)$	$\mu_{RMS}(124,26)$	$\mu_{RMS}(226,82)$
$\Delta T(32,96)$	$\Delta T(53,43)$	$\Delta T(29,05)$	$\Delta T(4,91)$	$\Delta T(2,22)$	$\Delta T(5,03)$	$\Delta T(16,93)$	$\Delta T(31,32)$
$\ddot{x}_{RMS}(103,35)$	$\ddot{x}_{RMS}(77,31)$	$\ddot{x}_{RMS}(86,98)$	$\ddot{x}_{RMS}(102,60)$	$\ddot{x}_{RMS}(81,27)$	$\ddot{x}_{RMS}(59,24)$	$\ddot{x}_{RMS}(89,21)$	$\ddot{x}_{RMS}(72,58)$
$\mu_{RMS}(446,13)$	$\mu_{RMS}(277,63)$	$\mu_{RMS}(357,74)$	$\mu_{RMS}(423,24)$	$\mu_{RMS}(497,91)$	$\mu_{RMS}(188,19)$	$\mu_{RMS}(128,15)$	$\mu_{RMS}(205,49)$
$\Delta T(32,94)$	$\Delta T(53,32)$	$\Delta T(29,07)$	$\Delta T(4,86)$	$\Delta T(2,14)$	$\Delta T(5,26)$	$\Delta T(16,91)$	$\Delta T(30,95)$
$\ddot{x}_{RMS}(109,09)$	$\ddot{x}_{RMS}(80,54)$	$\ddot{x}_{RMS}(88,37)$	$\ddot{x}_{RMS}(105,33)$	$\ddot{x}_{RMS}(80,68)$	$\ddot{x}_{RMS}(58,85)$	$\ddot{x}_{RMS}(96,61)$	$\ddot{x}_{RMS}(70,51)$
$\mu_{RMS}(440,09)$	$\mu_{RMS}(278,56)$	$\mu_{RMS}(356,19)$	$\mu_{RMS}(418,92)$	$\mu_{RMS}(500,31)$	$\mu_{RMS}(193,15)$	$\mu_{RMS}(131,29)$	$\mu_{RMS}(227,56)$
$\Delta T(32,90)$	$\Delta T(53,24)$	$\Delta T(29,09)$	$\Delta T(4,87)$	$\Delta T(2,22)$	$\Delta T(5,15)$	$\Delta T(16,91)$	$\Delta T(31,17)$

Fonte: Do autor.

Considerou-se o centro de cada grupo como sendo a assinatura de processo de usinagem, pois este é um dado no qual as amostras estão variando ao redor, gerando de modo um padrão.

O centro de cada grupo pode ser visualizado na Tabela 9. Nesta, as colunas representam o grupo (experimento) ao qual os dados pertencem e as linhas indicam qual a amostra de dados que foi realizada para fazer o treinamento da mesma.

□ Distância euclidiana

Com as amostras selecionadas para teste, verificou-se a capacidade de generalização da etapa de classificação a partir da mínima distância euclidiana. A taxa de acerto deste método, para as diferentes amostras, pode ser vista na Tabela 10. Dentro de cada célula desta tabela tem-se a taxa de acerto, para o grupo que está representado na coluna e para a amostra que foi utilizada para testar que indica a linha. Observa-se que o melhor resultado ocorre no grupo 5 (Al_030_010) que é a condição de acabamento para o material alumínio. Isto ocorre pois não houve muita discrepância nos dados deste grupo. A taxa de acerto média para os cinco grupos foi de 53,3%, este quesito está um pouco distante do *K-means* que Kannatey-Asibu, Yum e Kim (2017) utilizaram durante seu trabalho, no qual os autores obtiveram uma taxa de acerto de 67,5%.

Na Tabela 11 apresenta-se a matriz de confusão, a qual faz a comparação entre o experimento que se realizou as medidas (colunas) e em qual experimento foi classificado o mesmo (linhas). Nota-se que para o experimento Al_100_025 a grande maioria dos dados foram classificados corretamente. Os erros gerados nesta classificação ocorreram devido à profundidade de corte. O segundo parâmetro que mais influenciou foi o avanço.

Para os experimentos Ac_100_025, a maior parte das amostras obteve a resposta correta, mas diferentemente do experimento anterior, a maior taxa de erro ocorreu na dificuldade de acertar o material (Al_100_010 e Al_100_025) e o avanço (Al_100_010 e Ac_100_010).

Analisando as amostras do experimento Ac_030_025 a taxa de acerto foi baixa, apenas 26,7% de acerto. Para este caso, houve a dificuldade de classificar os três parâmetros. Isto ocorre devido à grande dispersão dos dados deste experimento que combina profundidade de corte baixa e avanço relativamente alto. Para o experimento Al_030_025, a taxa de acerto foi de 40,0%. Este experimento apresentou dificuldade no reconhecimento do avanço como pode ser visto pela classificação de 9 amostras como o experimento Al_030_010.

Para o experimento Al_030_010, que indica uma condição de acabamento, houve uma taxa de acerto de 100,0%. Isso ocorre pelo fato dos dados estarem pouco dispersos, como pode ser vista na Figura 68.

Tabela 10: Porcentagem de acerto para a classificação pela mínima distância euclidiana.

AI_100_025	Ac_100_025	Ac_030_025	AI_030_025	AI_030_010	Ac_030_010	Ac_100_010	AI_100_010
33,3%	83,3%	16,7%	33,3%	100,0%	50,0%	50,0%	33,3%
83,3%	33,3%	50,0%	33,3%	100,0%	33,3%	100,0%	16,7%
66,6%	66,6%	16,7%	33,3%	100,0%	50,0%	33,3%	33,3%
66,6%	83,3%	33,3%	66,6%	100,0%	33,3%	66,6%	33,3%
33,3%	50,0%	16,7%	33,3%	100,0%	33,3%	83,3%	50,0%

Fonte: Do autor.

Tabela 11: Matriz de confusão: classificação pela mínima distância euclidiana.

	Al_100_025	Ac_100_025	Ac_100_025	Ac_030_025	Al_030_025	Al_030_010	Ac_030_010	Ac_100_010	Al_100_010	Al_100_010
Al_100_025	17	1	3	3	0	0	0	0	2	2
Ac_100_025	0	19	8	0	0	0	1	0	2	2
Ac_030_025	3	1	8	6	0	0	0	0	2	2
Al_030_025	2	0	2	12	0	0	0	0	0	0
Al_030_010	7	0	1	9	29	0	0	0	0	0
Ac_030_010	0	0	0	0	0	12	3	6	3	3
Ac_100_010	0	1	1	0	0	12	8	20	8	8
Al_100_010	0	6	7	0	0	5	10	3	10	10

Fonte: Do autor.

Ao verificar o experimento Ac_030_010, que indica a condição de acabamento para a usinagem do aço, houve uma taxa de acertos de 40,0% das amostras. Nota-se que a principal falha deste método, para esta condição foi a profundidade de corte, que pode ser observada pela classificação destes experimentos nos Ac_100_010 e Al_100_010.

Analisando o experimento Ac_100_010, houve uma taxa de acerto de 69,0%. A maior parte do erro gerado foi obtido, assim como no experimento anterior, devido à profundidade de corte, no qual 20,7% das amostras foram classificadas no experimento Ac_030_010.

Para o experimento Al_100_010, averigua-se que apenas 37,3% das amostras foram analisadas de modo correto. A maior taxa de erro foi devido ao material, já que 29,6% das amostras foram classificadas no experimento Ac_100_010.

Na Figura 69 apresenta-se a assinatura de processo generalizada para cada experimento. Utilizou-se este termo pois, qualquer dado que chegar na etapa de classificação e estiver dentro dos limites da assinatura de processo generalizada de tal experimento será classificado como pertencente a este experimento.

Comparando o gráfico (a) (Al_100_025) com o (e) (Ac_100_025), no qual há a mudança apenas do material, percebe-se que o aço faz diminuir o valor RMS da vibração sonora, isto também pode ser visto comparando os gráficos (b) com o (f), (c) com o (g) e (d) com o (h). Isto é um indicio de uma assinatura de processo, dizendo que o aço (SAE 1020) quando comparado com o alumínio apresenta menor intensidade do valor RMS.

Quando faz-se a comparação entre experimentos nos quais há a variação apenas da profundidade de corte como, por exemplo, (a) com o (c), (b) com o (d), (e) com o (g) e (f) com o (h), percebe-se que para a maior profundidade de corte, há a redução do valor RMS da vibração sonora. Este fato possibilita afirmar que para estes experimentos exista uma grande possibilidade da assinatura de processo para o valor RMS da vibração sonora ser diminuído com o aumento da profundidade de corte. Entretanto, para afirmar com convicção, é necessário a realização de mais experimentos.

Com os dados da aceleração e da variação da temperatura, pouco pode-se concluir devido ao fato de que estes excursionaram por toda a faixa destas duas grandezas. Com isto, pode-se concluir porque neste método houve uma baixa taxa de acerto. A partir deste resultado, entende-se que é necessário uma outra ferramenta para realizar a classificação dos dados, um método que faça melhor a generalização dos dados. Sendo assim, optou-se por utilizar um algoritmo inteligente que está descrito no próximo tópico.

Figura 69: Assinaturas de processo generalizada (distância euclidiana).

Fonte: Do autor.

□ Rede Neural Artificial RNA

A configuração utilizada para caracterizar a usinagem com uso de uma *Radial Basis Function* (RBF) pode ser vista na Figura 70. Nesta topologia, foram utilizados oito neurônios na camada intermediária, número este escolhido por possuir esta quantidade de condições de usinagem. Para os neurônios de saída, optou-se por seis, pois equivale a quantidade de parâmetros que variaram durante os oito experimentos. Os pesos da primeira camada da RBF (Pesos_1) indicam as três coordenadas do ponto central dos dados de cada grupo. Os pesos da camada de saída (Pesos_2) indicam os valores, ditos como ótimos, para obter uma variação do erro quadrático médio de 10^{-7} entre as épocas de treinamento.

Figura 70: Topologia utilizada para a arquitetura RBF.

Fonte: Do autor.

Para esta configuração, os pesos (Pesos_2) obtidos por esta RNA pode ser visto na Tabela 14 que está localizada no Apêndice A, a taxa de acerto foi de 68,5%, a qual é pouco superior à taxa de acerto apresentada pelo método estatístico, que foi de 53,3%. Analisando os resultados, notou-se que a maior dificuldade deste algoritmo inteligente estava no parâmetro profundidade de corte. Para sanar esta dificuldade, realizou-se a análise dos dados dos sensores para averiguar qual a melhor combinação que gerava as respostas desejadas para o parâmetro de corte. Baseado nesta análise, escolheu-se a combinação entre a variação de temperatura e o som. Estes dados foram passados para uma segunda rede com 8 neurônios na camada intermediária e com 2 neurônios de saída que representavam as duas condições de profundidade de corte, como pode ser visto na Figura 71. Os pesos obtidos por esta RNA após o treinamento (Pesos_2) pode ser visto

na Tabela 15 que está localizada no Apêndice A taxa de acerto média da rede, nesta configuração, para classificação da profundidade de corte foi superior a 90,0%.

Figura 71: Topologia RBF com duas entradas e duas saídas.

Fonte: Do autor.

Os dados de testes passaram por um sistema de ponderação como visto na Equação 20 no qual, os neurônios que respondem à profundidade de corte, nas diferentes RNA, (ap_valor_1 ou ap_valor_2) têm os valores multiplicadas pelo inverso do erro quadrático médio (EQM_1 ou EQM_2) da etapa de treinamento da respectiva RNA e, então, divide-se pela soma do inverso dos pesos, o resultado obtido é o valor correspondente ao neurônio de saída da profundidade de corte (ap_valor). A partir deste novo método de classificação, obteve-se a Tabela 12, que representa a taxa de acerto para os diferentes experimentos (separados em colunas) e para os diferentes conjuntos de dados para treinamento e teste (separados em linhas). Vale ressaltar que foram utilizadas as mesmas amostras de treinamento e testes tanto neste método quanto no estatístico, com o objetivo de possibilitar a comparação de ambos.

$$ap_valor = \frac{EQM_2(ap_valor_1) + EQM_1(ap_valor_2)}{EQM_1 + EMQ_2} \quad (20)$$

Tabela 12: Porcentagem de acerto para a classificação por RNA.

AI_100_025	Ac_100_025	Ac_030_025	AI_030_025	AI_030_010	Ac_030_010	Ac_100_010	AI_100_010
100,0%	100,0%	50,0%	83,3%	100,0%	100,0%	100,0%	16,7%
100,0%	100,0%	66,7%	66,7%	100,0%	100,0%	100,0%	33,3%
100,0%	100,0%	83,3%	83,3%	100,0%	100,0%	100,0%	50,0%
100,0%	100,0%	50,0%	66,7%	100,0%	66,7%	100,0%	0,0%
83,3%	100,0%	100,0%	83,3%	100,0%	83,3%	100,0%	50,0%

Fonte: Do autor.

Na Tabela 13 apresenta-se a matriz de confusão, na qual há a comparação entre o experimento que se realizou as medidas (colunas) e em qual experimento foi classificado o mesmo (linhas) já com o resultado da fusão dos dados das redes neurais. Nota-se que para o experimento Al_100_025 acertaram-se 100,0% das amostras analisadas, durante as 5 fases de testes. Portanto, para este caso, o algoritmo inteligente apresentou uma melhor resposta. Tomando-se como base o experimento Ac_100_025, obteve-se uma taxa de acerto de 100,0% das amostras, comprovando deste modo que as situações de usinagem de desbaste foram classificadas de modo correto.

Analisando as amostras do experimento Ac_030_025 a taxa de acerto foi de 70,0%. Entretanto, para as outras amostras analisadas deste mesmo experimento, nota-se que 10,0% das amostras foram classificadas erroneamente devido à classificação do material. Outros 10,0% ocorreram devido à profundidade de corte.

Para o experimento Al_030_025, a taxa de acerto foi de 76,7% das amostras. Este experimento explicitou a dificuldade no reconhecimento do parâmetro avanço. Entretanto, esta dificuldade foi menos acentuada do que no método estatístico.

Para o experimento Al_030_010, que indica uma condição de acabamento, houve uma taxa de acerto de 100,0%. Ao verificar o experimento Ac_030_010, que representa a outra situação de usinagem de acabamento, só que para o aço como material, houve uma taxa de acertos de 90,0% das amostras. Analisando os dados que foram classificados como erro, a maior parte foi devido ao avanço.

Analisando o experimento Ac_100_010, houve uma taxa de acerto de 100,0% e para finalizar, para o experimento Al_100_010, que apresentou a pior condição de classificação, averigua-se uma taxa de acertos de 33,3% das amostras que foram analisadas. A maior parte do erro de classificação para este experimento (33,3%) aconteceu devido ao avanço. Para este caso em específico a classificação por distância euclidiana foi melhor.

O principal problema apresentado pela RBF aconteceu devido à dispersão dos dados dos experimentos Ac_030_025, Al_030_25 e Al_100_010, que foram os que apresentaram menores taxas de acerto.

Outra conclusão que pode ser retirada é que um sensor que responda mais diretamente com relação ao material como, por exemplo, um dinamômetro, pode melhorar o método de classificação.

Com isso, é possível afirmar que os dados da variação de temperatura, o valor RMS da aceleração e do áudio são suficientes para gerar padrões de usinagem para diferentes condições e, conseqüentemente, gera-se uma assinatura de processo, como pode ser visto na Figura 72. Esta indica a assinatura de processo generalizada para cada experimento para o método de classificação por RNA.

Tabela 13: Matriz de confusão: classificação por combinação de duas RBFs.

	Al_100_025	Ac_100_025	Al_030_025	Al_030_025	Al_030_010	Ac_030_010	Ac_100_010	Al_100_010
Al_100_025	29	0	1	0	0	0	0	9
Ac_100_025	0	28	3	0	0	0	0	0
Ac_030_025	0	0	21	1	0	1	0	5
Al_030_025	0	0	3	23	0	0	0	0
Al_030_010	0	0	0	4	29	0	0	0
Ac_030_010	0	0	0	1	0	27	0	0
Ac_100_010	0	0	0	0	0	0	29	4
Al_100_010	0	0	0	0	0	0	0	9

Fonte: Do autor.

Nota-se quando compara-se a Figura 72 com a Figura 69, que geralmente, o volume no qual os dados podem ser classificados em cada experimento diminuiu. Somente para o experimento Ac_100_025, que retrata a condição mais severa de corte durante os experimentos, o grupo ficou muito generalizado. Isto prejudicou a classificação do experimento Ac_030_025, pois este possui uma região de transição muito próxima. Este problema tende a diminuir com o aumento das amostras de treinamento do algoritmo inteligente.

No gráfico (a) são mostrados dois grupos para o volume dos dados para o experimento Al_100_025. No entanto, os dados destes experimentos estão dispostos na parte superior (grupo maior). O grupo de baixo faz gerar a maior parte dos erros na classificação com o experimento do gráfico (b) (Al_100_010). Com o aumento do volume de dados para o treinamento do algoritmo, existe a tendência do grupo de baixo do gráfico (a) desaparecer.

O grupo representado pelo gráfico (c) está dividido em dois conjuntos de dados, entretanto, a parte superior não representa os dados deste experimento. Aumentando a quantidade de *clusters* na etapa de treinamento não supervisionado, existe a possibilidade destes grupo mal-reconhecido desaparecer. O mesmo pode ser visto com o conjunto de dados identificados pelo gráfico (d) (Al_030_010).

O volume que representa o experimento Ac_100_010 foi separado em praticamente dois grandes grupos. Apesar dos dados deste grupo estarem próximos, existem outros experimento que possuem dados próximos a este como, por exemplo, Al_030_025.

Para o gráfico (g) e (h) também possuem duas regiões de classificação. Entretanto em (h) esta é pequena, com mais dados para treinamento do algoritmo. Esta região tem a tendência de não ser mais classificada.

Percebe-se que com o algoritmo inteligente, o volume de classificação ficou mais restrito tanto à variação da temperatura quanto ao valor RMS da aceleração, provando que a classificação foi melhor generalizada por este algoritmo do que quando realizada calculando a distância euclidiana. Sendo assim, a assinatura de processo representada por este método, tende a ser mais confiável, o que é comprovado pela taxa de acerto deste algoritmo.

Figura 72: Assinaturas de processo generalizada (RNA).

Fonte: Do autor.

Conclusões e Trabalhos Futuros

Nesta seção são apresentadas as principais conclusões obtidas durante a realização do trabalho experimental proposto. São mostrados, também, sugestões de trabalhos de continuidade, visando melhorar o desempenho do sistema e da classificação.

Analisando-se os objetivos principais estabelecidos, pode-se concluir que foi implementado com sucesso o sistema embarcado para aquisição de dados, o qual possibilita o monitoramento da variação da temperatura, da aceleração e do áudio durante uma operação de usinagem.

Os sistemas de condicionamento de sinal utilizados foram projetados de acordo com a configuração dos experimentos descritos neste trabalho. Para a utilização em diferentes máquinas, fixações dos sensores ou possíveis mudanças nos parâmetros de corte, deve-se modificar o ganho do circuito de condicionamento.

O sistema proposto é adaptável, principalmente no que se diz respeito aos sensores, já que permite o uso de diversos tipos de transdutores. Deve-se apenas levar em consideração que o sinal de entrada no conversor AD do microcontrolador necessita estar entre 0 V e 3,3 V. Além disso, caso seja necessário adicionar mais sensores, necessita-se apenas replicar o código utilizado para a aquisição dos dados do sensor de aceleração ou de áudio e, adicionalmente, modificar os dados da comunicação Ethernet, acrescentando esta informação ao programa utilizado no processador principal.

O limitante do processador local é a memória; apesar de ter sido utilizado um microcontrolador com uma capacidade considerável de processamento e de armazenamento, não se conseguiu gravar mais que 150 ms de amostras dos sensores.

- Como trabalho futuro, a utilização de memórias externas associadas aos microcontroladores, permitindo, deste modo, armazenar mais amostras.

Para a aquisição paralela dos dados, notou-se que existe uma pequena diferença de tempo entre as aquisições, que muito provavelmente ocorre devido aos *clocks* serem individuais em cada processador local.

- Como trabalho futuro, propõe-se a utilização de um *clock* “universal”, o qual geraria o mesmo ciclo de trabalho aos processadores principal e locais.

Ao analisar o processador principal, o fator limitante deste dispositivo é a comunicação *Ethernet*. A transferência de dados dos processadores locais para o principal gasta muito tempo. O mesmo aconteceria caso seja feita a transferência dos dados para o *cluster* (responsável pelo processamento e classificação dos dados).

- Como trabalho futuro, propõe-se implementar outro tipo de comunicação para alta taxa de transmissão de dados como, por exemplo, USB. A principal vantagem que se agrega com a etapa de transferência rápida dos dados é que o armazenamento das amostras nos processadores locais deixaria de ser um fator limitante, de tal forma que o tempo de espera entre as aquisições de dados seja reduzido.

O posicionamento do termopar proporcionou uma boa estimativa da temperatura na ferramenta. Entretanto, para obter dados mais confiáveis da grandeza medida, deve-se fixar o transdutor dentro da ferramenta de corte.

Os dados do sensor de aceleração, após passar pela filtragem digital, ficaram dispersos. Além disto, nota-se uma redução significativa da amplitude do sinal deste sensor. Com isso, pode-se afirmar que há informações relacionadas ao processo que estão acima da faixa de medida que foi utilizada neste trabalho (60 Hz a 10.000 Hz).

- Como trabalho futuro, é necessário caracterizar o transdutor de aceleração para respostas em frequência além do limite superior da faixa mencionada.

O período de tempo escolhido para realizar o janelamento dos dados dos sensores de aceleração e de áudio foi escolhido de modo a se obter 30 amostras de cada experimento, visando obter uma quantidade pequena, mas considerável, de amostras para realizar os treinamentos e os testes da etapa de classificação dos dados.

- Como trabalho futuro, recomenda-se analisar diferentes períodos de tempos para realizar a etapa de janelamento do sinal, afim de otimizar a etapa de classificação dos dados.

Durante este trabalho, foram analisados apenas os dados no domínio do tempo. Entretanto, tanto no sinal de áudio quanto no de aceleração, tem-se informações no domínio da frequência.

- Como trabalho futuro, considera-se avaliar os dados neste domínio, com o objetivo de enviar mais informações para a etapa de classificação dos padrões, tornando ainda mais robusta a assinatura de processo

Analisando a ferramenta de classificação de padrões, no método de classificação com base na verificação da distância euclidiana obteve-se uma taxa de acerto relativamente baixa, acertando um pouco mais da metade das amostras. O principal problema deste método está no fato deste ser muito sensível à dispersão dos dados, que ocorreu, principalmente, nos dados referentes à aceleração.

Para a utilização da RBF, treinando apenas com os dados dos três sensores, obteve-se uma taxa de acerto pouco maior que a do método estatístico. Com base nisto, visando a melhora, optou-se por fazer um sistema ponderado entre duas RBF para o parâmetro de profundidade de corte, já que este era o que estava gerando a maior parte dos erros. Deste modo, a taxa de acerto aumentou consideravelmente.

Quanto à geração de assinaturas de processo, pode-se concluir que os dados de variação de temperatura, de aceleração e de áudio responderam de maneira satisfatória, pois classificou-se a maior parte dos dados na condição de usinagem correta, considerando como informações de saída o material, a profundidade de corte e o avanço.

- Como trabalho futuro, pretende-se adicionar mais um dado de entrada: a força, que é medida por um dinamômetro. Esta grandeza é diretamente influenciada pelos parâmetros analisados. Outro transdutor interessante a ser utilizado é o sensor de emissão acústica, que em muitos trabalhos retratados na literatura são utilizados para analisar o desgaste da ferramenta, que por sinal não foi controlado durante os experimentos do presente trabalho.

Seguindo na linha da automação da manufatura e a implantação de robôs nas células de manufatura, uma tarefa interessante é o monitoramento em tempo real.

- Como trabalho futuro, é proposto a criação de um banco de dados com as respostas dos sensores para diferentes condições de usinagem e ferramentas. A partir dos dados capturados durante o monitoramento, compará-los com as amostras do banco de dados e, com isto, definir as condições de usinagem que tal máquina se encontra.

Referências

- ARSHINOV, V.; ALEKSEEV, G. **Metal cutting theory and cutting tool design**. Mir. [S.l.]: Moscou, 1976.
- BALLOU, G. **Electroacoustic devices: Microphones and Loudspeakers**. [S.l.]: Taylor & Francis, 2009.
- BHUIYAN, M.; CHOUDHURY, I.; DAHARI, M. Monitoring the tool wear, surface roughness and chip formation occurrences using multiple sensors in turning. **Journal of Manufacturing Systems**, 2014. Elsevier, v. 33, n. 4, p. 476–487, 2014.
- BRINKSMEIER, E. et al. Process signatures—a new approach to solve the inverse surface integrity problem in machining processes. **Procedia CIRP**, 2014. Elsevier, v. 13, p. 429–434, 2014.
- EPPINGER, S. D.; HUBER, C. D.; PHAM, V. H. A methodology for manufacturing process signature analysis. **Journal of Manufacturing Systems**, 1995. Society of Manufacturing Engineers (publishers), v. 14, n. 1, p. 20, 1995.
- FERRARESI, D. **Usinagem dos metais: Fundamentos da usinagem dos metais**. [S.l.]: Edgard Blucher, 1970.
- FRIGIERI, E. P. et al. Pattern recognition in audible sound energy emissions of AISI 52100 hardened steel turning: a MFCC-based approach. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, 2017. Springer Science and Media, v. 88, n. 5, p. 1383–1392, 2017.
- GOK, A. et al. Determination of surface qualities on inclined surface machining with acoustic sound pressure. **Strojniški vestnik-Journal of Mechanical Engineering**, 2012. v. 58, n. 10, p. 587–597, 2012.
- GOSAI, M.; BHAVSAR, S. N. Experimental study on temperature measurement in turning operation of hardened steel (en36). **Procedia Technology**, 2016. Elsevier, v. 23, p. 311–318, 2016.
- GOYAL, A. et al. A study of experimental temperature measuring techniques used in metal cutting. **Jordan Journal of Mechanical & Industrial Engineering**, 2014. v. 8, n. 2, 2014.

- GROOVER, M. P. **Fundamentals of modern manufacturing: materials processes, and systems**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2007.
- GRZESIK, W. Experimental investigation of the cutting temperature when turning with coated indexable inserts. **International journal of machine tools and manufacture**, 1999. Elsevier, v. 39, n. 3, p. 355–369, 1999.
- HABER, R. E. et al. An investigation of tool-wear monitoring in a high-speed machining process. **Sensors and Actuators A: Physical**, 2004. Elsevier, v. 116, n. 3, p. 539–545, 2004.
- JR, E. K.-A. Analysis of sound signal generation due to flank wear in turning. **Ann Arbor**, 2002. v. 1001, p. 48109–2125, 2002.
- KANNATEY-ASIBU, E.; YUM, J.; KIM, T. Monitoring tool wear using classifier fusion. **Mechanical Systems and Signal Processing**, 2017. Elsevier, v. 85, p. 651–661, 2017.
- KERLIN, T. W.; JOHNSON, M. **Practical thermocouple thermometry**. [S.l.]: Instrument Society of America, 1999.
- KOMANDURI, R. Machining and grinding: A historical review of the classical papers. **Appl. Mech. Rev.**, 1993. v. 46, n. 3, p. 80–132, 1993.
- KOPAČ, J.; ŠALI, S. Tool wear monitoring during the turning process. **Journal of Materials Processing Technology**, 2001. Elsevier, v. 113, n. 1, p. 312–316, 2001.
- LAURO, C. et al. Monitoring and processing signal applied in machining processes—A review. **Measurement**, 2014. Elsevier, v. 58, p. 73–86, 2014.
- LEVINZON, F. **Piezoelectric accelerometers with integral electronics**. [S.l.]: Springer, 2015.
- MANSORI, M. E. et al. On concept of process signature in analysis of multistage surface formation. **Surface Engineering**, 2010. Taylor & Francis, v. 26, n. 3, p. 216–223, 2010.
- MEHRABI, M. G.; ULSOY, A. G.; KOREN, Y. Reconfigurable manufacturing systems: Key to future manufacturing. **Journal of intelligent manufacturing**, 2000. Springer, v. 11, n. 4, p. 403–419, 2000.
- OLEJÁROVÁ, Š. et al. Measurements and evaluation of measurements of vibrations in steel milling process. **Measurement**, 2017. Elsevier, v. 106, p. 18–25, 2017.
- OPPENHEIM, A.; SCHAFER, R. **Processamento em tempo discreto de sinais**. [S.l.]: Pearson, 2013.
- QUINTANA, G. et al. Sound mapping for identification of stability lobe diagrams in milling processes. **International journal of machine tools and manufacture**, 2009. Elsevier, v. 49, n. 3, p. 203–211, 2009.
- RMILI, W. et al. An automatic system based on vibratory analysis for cutting tool wear monitoring. **Measurement**, 2016. Elsevier, v. 77, p. 117–123, 2016.
- SEALY, M. et al. Energy based process signature for surface integrity in hard milling. **Journal of Materials Processing Technology**, 2016. Elsevier, v. 238, p. 284–289, 2016.

- SEEMUANG, N.; MCLEAY, T.; SLATTER, T. Using spindle noise to monitor tool wear in a turning process. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, 2016. Springer Verlag, p. 10–10, 2016.
- SILVA, I. N. d.; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. Redes neurais artificiais para engenharia e ciências aplicadas. **São Paulo: Artliber**, 2010. p. 33–111, 2010.
- SUHAIL, A. H. et al. Workpiece surface temperature for in-process surface roughness prediction using response surface methodology. **Journal of Applied Sciences**, 2011. v. 11, n. 2, p. 308–315, 2011.
- SUN, Y. et al. An experimental investigation of the influence of cutting parameters on cutting temperature in milling Ti6Al4V by applying semi-artificial thermocouple. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, 2014. v. 70, 2014.
- THAKAR, U.; DAGDEE, N.; VARMA, S. Pattern analysis and signature extraction for intrusion attacks on web services. **International Journal of Network Security & its Applications (IJNSA)**, 2010. v. 2, n. 3, 2010.
- UPADHYAY, V.; JAIN, P.; MEHTA, N. In-process prediction of surface roughness in turning of Ti-6Al-4V alloy using cutting parameters and vibration signals. **Measurement**, 2013. Elsevier, v. 46, n. 1, p. 154–160, 2013.
- WILCOXON RESEARCH. **Wilcoxon Research models 780B and 780C Compact general purpose accelerometers**. [S.l.], 8 2009. Rev. A.

Pesos das redes neurais

Na Tabela 14 estão demonstrados os pesos obtidos após a etapa de treinamento da topologia adotada na Figura 70.

Tabela 14: Matriz de pesos da RBF com os dados dos três sensores como entrada e todos os parâmetros como saída.

θ	Pesos_2							
	K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8
- 0,001	5,724	- 0,005	-3,484	4,270	-14,633	- 13,525	-6,469	10,044
0,101	- 5,978	- 0,327	3,626	- 4,100	14,908	13,019	6,387	- 9,376
0,179	11,124	- 4,878	2,752	- 11,941	- 6,754	- 9,870	0,332	10,615
- 0,181	- 11,098	4,874	- 2,742	11,906	6,747	9,875	- 0,333	- 10,622
0,001	7,610	- 3,086	5,820	- 13,234	- 4,778	0,390	0,024	1,078
0,465	- 7,615	3,164	- 5,863	13,244	4,638	- 0,312	- 0,008	- 1,201

Na Tabela 15 estão demonstrados os pesos obtidos após a etapa de treinamento da topologia adotada na Figura 71.

Tabela 15: Matriz de pesos da RBF tendo como entradas: ΔT e μ_{RMS} e como saída: ap_100 e ap_030.

θ	Pesos_2							
	K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8
- 34,600	- 22,706	5,884	- 25,296	- 11,004	37,374	- 15,004	37,374	- 24,544
35,394	22,558	- 4,383	24,368	13,209	- 37,108	13,209	- 37,108	24,855