

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MECÂNICA
LABORATÓRIO DE AUTOMAÇÃO EM USINAGEM

APOSTILA

ENG03082 – MONITORAMENTO DE PROCESSOS DE USINAGEM

Prof. Dr. André João de Souza

Porto Alegre, 2015

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	1
1.1	Variáveis de Entrada e Saída do Processo	2
2	MONITORAMENTO DIRETO E INDIRETO	4
2.1	Medição Indireta	5
2.1.1	Tipo e Forma do Cavaco	6
2.1.2	Acabamento da Superfície Usinada	6
2.1.3	Falhas na Ferramenta de Corte	7
2.1.4	Força de Usinagem	11
2.1.5	Vibração	15
2.1.6	Emissão Acústica	16
2.1.7	Temperatura	19
2.1.8	Tensão e Corrente Elétrica no Motor de Acionamento	20
3	SISTEMA DE MONITORAMENTO	22
3.1	Aquisição de Sinais	23
3.1.1	Transdutores piezelétricos	24
3.2	Condicionamento de Sinais	25
3.2.1	Amplificador de carga Kistler 5070A	27
3.2.2	Placa DAQ	28
3.2.3	Visualização de Sinais	29
3.3	Tratamento de Sinais e Extração de Características	29
3.3.1	Extração de Características no Domínio do Tempo	31
3.3.2	Extração de Características no Domínio da Frequência	34
3.3.3	Extração de Características no Domínio Tempo-Frequência	34
3.3.4	Seleção das Características	35
3.4	Reação ou Tomada de Decisão	36
3.4.1	Reconhecimento de Padrões de Falha	36
3.4.2	Inteligência Computacional	39
3.5	Sistemas de Monitoramento Comercializados	44
4	AVALIAÇÃO DA DISCIPLINA	47
4.1	Trabalho Escrito em Formato de Artigo (TE)	47
4.1.1	Prólogo	47
4.1.2	Revisão Bibliográfica	47
4.1.3	Materiais e Métodos	47
4.1.4	Resultados e Conclusões	48
4.1.5	Trabalho Final	48
4.2	Apresentação em Laboratório da Parte Prática Realizada (APV)	48
4.3	Apresentação Oral do Trabalho (AO)	49
	REFERÊNCIAS	50

1 INTRODUÇÃO

Os processos de usinagem têm passado nestas últimas décadas por profundas mudanças visando principalmente o aumento da produtividade e a garantia da qualidade na indústria metal mecânica. Esta busca prioriza a diminuição de tempos de produção e a melhoria do acabamento usinado, proporcionando uma evolução natural de máquinas e equipamentos. A tendência crescente desta evolução está na utilização de sistemas de monitoramento e controle que interagem com a máquina-ferramenta com comando numérico, automatizando o processo e reduzindo os tempos improdutivos e os custos agregados.

Esses tempos são decorrentes principalmente da interrupção do processo, necessária para fazerem correções decorrentes de uma imprevista substituição do inserto por motivo de quebra ou por uma troca prematura do mesmo. Essa manutenção corretiva é geralmente realizada a partir de uma detecção de falha no processo pelo operador e através da observação de peças acabadas.

Com isso, surgiu a necessidade de se desenvolver sistemas que fossem capazes de supervisionar o processo de usinagem através do monitoramento em tempo real¹ das grandezas físicas envolvidas, permitindo a diminuição da intervenção e substituição de algumas funções do operador.

O monitoramento em tempo real pode enfocar quatro áreas:

- máquina: diagnóstico e supervisão do desempenho;
- ferramenta: nível de desgaste, lubrificação, alinhamento;
- peça: geometria, dimensões, características superficiais, rugosidade, tolerância, metalurgia;
- processo: formação de cavacos, temperatura, energia consumida.

Todas as quatro áreas de foco estão sujeitas às exigências contrapostas sobre o tempo de resposta do sistema ou a localização dos sensores na máquina-ferramenta. Portanto, uma série de condições deve ser avaliada para que a implementação de sistemas sensórios garanta resultados satisfatórios ao processo de usinagem como um todo.

Em geral, as empresas baseiam-se em dados estatísticos para troca da ferramenta. Mas o grau de complexidade e a característica imprevisível da usinagem fazem com que a variação do tempo de vida da ferramenta seja muito grande. Portanto, muitas ferramentas são trocadas ainda em condições de serem utilizadas.

Atualmente, o monitoramento é, ao lado do gerenciamento de ferramentas e da otimização de parâmetros de corte, condição indispensável para a melhoria no desempenho dos processos de fabricação de componentes metálicos, garantido duas funções complementares:

- detectar as falhas de funcionamento da ferramenta utilizada na máquina (ferramenta lascada ou com desgaste excessivo);
- executar ações de prevenção (interrupção do avanço e da rotação) para proteger a ferramenta, a máquina e a peça contra colisões e/ou danos no processo, resultantes da falha detectada.

¹ O monitoramento em **tempo real** é aquele em que a supervisão ocorre simultaneamente ao processo. Com a evolução da eletrônica e da informática, a resposta *on-line* ao estímulo se dá quase que instantaneamente. Por isso, em algumas situações, *on-line* e **tempo real** sugerem a mesma definição.

SICK (2002) mostra que um sistema de monitoração consiste na maioria das vezes de uma sequência de subsistemas para a condução dos dados, desde a detecção dos sinais até o diagnóstico do estado da ferramenta (Fig. 1.1): aquisição (sensoriamento); pré-processamento (condicionamento de sinais); representação (tratamento de sinais); avaliação e resposta (reação ou tomada de decisão).

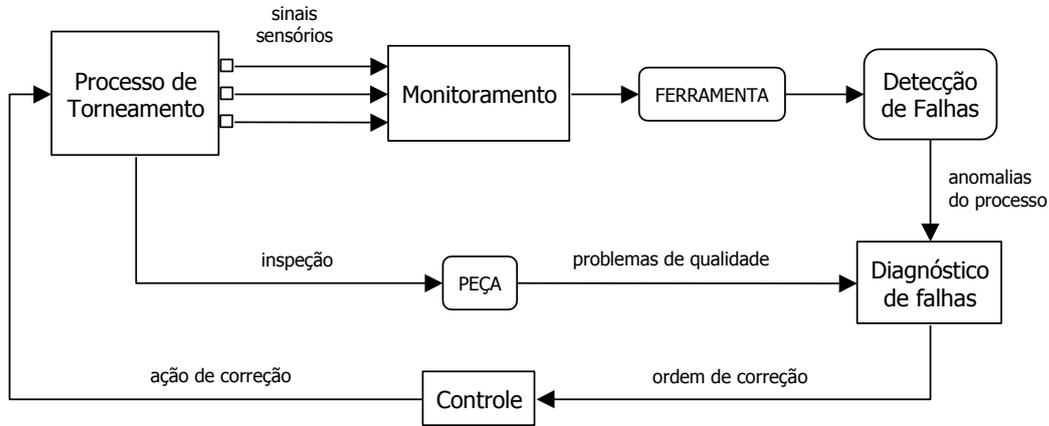


Figura 1.1 – Sistema de monitoramento do estado da ferramenta de corte em torneamento.

Os estudos mais recentes sobre monitoração de processos e ferramentas procuram desenvolver:

- critérios mais confiáveis para estimar o desgaste da ferramenta em tempo real;
- técnicas para previsão de colisão e detecção rápida de fraturas (lascamentos e quebra) nas ferramentas;
- estratégias mais rápidas de processamento de sinais sensórios;
- transdutores com maiores facilidades e baixos custos para implantação em ambientes industriais.

1.1 Variáveis de Entrada e Saída do Processo

Dentre as variáveis envolvidas no processo de fabricação por usinagem, existem aquelas nas quais se podem intervir (variáveis independentes de entrada) e aquelas nas quais não se podem (variáveis dependentes de saída), já que sofrem influência da mudança nos parâmetros de entrada. A Figura 1.2 resume as relações entrada/saída associadas com o processo de torneamento.

Uma maneira de controlar o processo de usinagem é atuar diretamente nas variáveis de entrada (independentes) e mensurar seu efeito através da medida de variáveis de saída (dependentes).

As variáveis independentes de entrada destacadas na Figura 1.2 são: características da peça (material, geometria, dureza etc.), características da ferramenta de corte (geometria e material), parâmetros de corte (avanço por volta f , avanço por dente f_z , profundidade de corte axial a_p , profundidade de corte radial a_e , rotação n , velocidade de corte v_c , meio lubrificante) e máquina-ferramenta.

As variáveis dependentes de saída são determinadas pelo processo, baseando-se na prévia seleção das variáveis de entrada. As mais importantes são: tipo e forma de cavaco; força e potência de usinagem; vibração; temperatura na região de corte; falhas na ferramenta de corte; acabamento da superfície usinada.

A otimização dos processos de usinagem, nos diversos setores desta, sempre foi algo essencial para garantir o aumento da produtividade e a qualidade dos produtos fabricados em larga escala.

Desde um melhor aproveitamento da ferramenta (visando aumentar sua vida útil) até a utilização de parâmetros de entrada adequados para cada tipo de usinagem, têm-se diferentes objetos de estudo no campo acadêmico. Procura-se, portanto, melhorar os processos de usinagem sem aumentar os tempos de parada para troca de ferramentas, o que acarretaria em um aumento no custo do produto final.

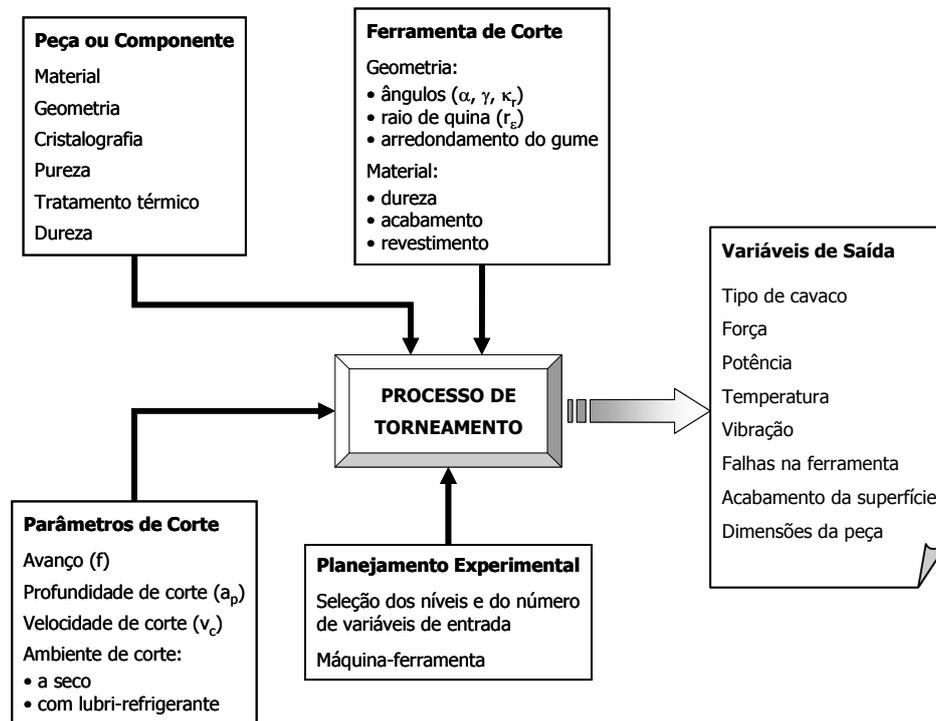


Figura 1.2 – Relações de entrada e saída em torneamento (SOUZA, 2004).

Apesar das ferramentas representarem apenas uma pequena parcela do custo envolvido no processo, a otimização do tempo de vida das mesmas passou a assumir grande importância por causa dos custos indiretos, principalmente, devido ao fato de que numa economia competitiva, valores na ordem de 1% de economia podem representar o sucesso ou o fracasso de um empreendimento.

Desta forma, um sistema confiável de monitoramento que permita, por exemplo, estimar as condições de rugosidade da superfície usinada ou o estado da ferramenta, e com isso possibilite otimizar os parâmetros de corte, minimizar os estoques, diminuir os tempos de parada de máquinas, comparar o desempenho de ferramentas e os procedimentos de fabricação, pode significar o diferencial necessário.

2 MONITORAMENTO DIRETO E INDIRETO

O monitoramento do processo pode ser independente do tempo de execução (durante os intervalos do processo) ou dependente do tempo, ocorrendo em tempo real (simultaneamente ao processo). Esta classificação pode ser relacionada com os métodos de medição das falhas da ferramenta, respectivamente, **medição direta** (*off-line*) e **medição indireta** (*on-line*). O primeiro método interrompe o processo e então quantifica diretamente o valor do desgaste na ferramenta através de equipamento apropriado. O segundo método acompanha e avalia uma grandeza física – mensurável em tempo real – que pode ser correlacionada com o desgaste da ferramenta durante o processo². Ambos os sistemas de medição requerem certo grau de habilidade para os devidos ajustes e interpretações das informações obtidas. A Tabela 2.1 apresenta os principais métodos de medição das condições da ferramenta em usinagem.

Tabela 2.1 – Exemplos de métodos de medição direta e indireta

Método	Procedimento	Medição	Transdutor/Sensor
DIRETO	Óptico	Contorno ou posição da aresta de corte (região desgastada).	Câmera CCD; sensor de fibra óptica; microscópio.
	Perda volumétrica global da ferramenta	Tamanho e concentração de partículas desprendidas da ferramenta no cavaco.	Análise via radioatividade: espectrofotômetro e cintilador; análise eletroquímica.
	Resistência da junção	Alterações na resistência elétrica da junção ferramenta-peça.	Voltímetro
	Tamanho da peça	Dimensão da peça.	Micrômetros; transdutor: óptico, pneumático, ultrassom, eletromagnético.
	Distância ferramenta-peça	Distância entre a peça e a ferramenta ou suporte.	Micrômetro; transdutor indutivo (LVDT ³), capacitivo ou ultrassom.
INDIRETO	Força de usinagem	Alterações no comportamento da força.	Dinamômetros: piezelétricos ou resistivos (<i>strain-gage</i>); sensor de torque no eixo-árvore.
	Emissão acústica ⁴	Ondas de deformação plástica.	Transdutor piezelétrico.
	Som	Ondas acústicas.	Microfone.
	Vibração	Oscilações da ferramenta e/ou suporte.	Acelerômetro piezelétrico.
	Temperatura	Variação da temperatura na região de corte.	Termopar; pirômetro; reflexão da superfície do cavaco ou sua coloração.
	Potência	Potência ou corrente consumida no motor (avanço ou rotação).	Amperímetro; sensor de corrente; sensor de potência.
	Acabamento da superfície usinada	Mudanças na rugosidade da superfície.	Rugosímetro; laser; métodos ópticos: sensor de fibra óptica, câmera CCD.

² A medição das falhas da ferramenta através do acabamento da superfície usinada é um exemplo de **medição indireta** *off-line*, pois a medição dos parâmetros de rugosidade é feita diretamente na peça. Tais parâmetros são posteriormente correlacionados com o estado da ferramenta de corte.

³ LVDT = *linear-variable differential transformer*.

⁴ Apesar das exceções, a frequência de trabalho do sensor de vibração situa-se geralmente entre 20 Hz e 20 kHz; a de ultrassom fica na faixa de 20 kHz a 100 kHz; e a de emissão acústica entre 100 kHz e 1,0 MHz (OHBA, 1992).

A classificação admitida à Tabela 2.1 é relativamente complicada. Por exemplo, se o desgaste da ferramenta precisa ser determinado, uma alteração dimensional na peça, considerada na tabela como um procedimento direto, também deveria ser considerada como um procedimento indireto.

Diversos sensores especialmente projetados para o propósito de monitoramento de máquinas, ferramentas e/ou processos estão disponíveis no mercado, preenchendo diferentes requisitos tais como: confiabilidade, custo, repetitividade, facilidade de instalação e robustez.

Por causa das desvantagens inerentes dos métodos comumente empregados de **medição direta**, especialmente nas aplicações em chão de fábrica, os métodos de **medição indireta** têm sido investigados nas últimas décadas. Pesquisas têm sido conduzidas tentando encontrar possibilidades de mensurar parâmetros que se correlacionem diretamente com as falhas da ferramenta.

Através de modelos analíticos ou empíricos⁵ apropriados, é possível tirar conclusões sobre os benefícios destes métodos de medição na informação sobre os estados da ferramenta, da peça e do processo. A técnica de medição direta é muito dispendiosa, além de ser suscetível a falhas por causa das condições de usinagem atuantes na máquina-ferramenta (e.g. cavacos, meio lubrificante etc.). Por outro lado, a medição indireta utiliza parâmetros que são relativamente fáceis de mensurar, mas os recursos tecnológicos (eletroeletrônica e informática) envolvidos são de alto custo.

Os métodos indiretos de monitoramento baseiam-se no fato de que o estado da ferramenta de corte está associado a um grande número de fenômenos físicos relacionados com o material usinado, o tipo de ferramenta, as condições do processo etc. Estes fenômenos podem ser detectados através de transdutores que, posicionados em locais estratégicos da máquina, qualificam indiretamente as falhas, principalmente por sinais de força, potência, emissão acústica, ultrassom, vibração ou temperatura gerados em processos de fabricação por usinagem.

2.1 Medição Indireta

Como já citado, em geral, nos sistemas de fabricação atuais, o operador faz-se presente, com o objetivo de supervisionar a ferramenta de corte e/ou a superfície usinada durante o processo. Quando detecta anomalias na máquina, na ferramenta, na peça ou no processo, ele faz a manutenção⁶ necessária. Essa detecção depende fortemente da habilidade do operador, pois ele consegue observar alterações na forma do cavaco, ouvir mudanças no ruído originado durante o corte, observar e/ou sentir modificações no acabamento gerado pela usinagem e, com isso, consegue determinar “indiretamente” o fim de vida da ferramenta de corte. No entanto, quando sistemas de monitoramento são aplicados em sistemas de fabricação, deseja-se que as operações de corte envolvidas dependam o mínimo possível do operado nessa tarefa de supervisão e controle do processo de usinagem.

⁵ Os **modelos analíticos** são baseados em cálculos matemáticos. Já os **modelos empíricos** baseiam-se na experimentação ou observação da realidade.

⁶ Existem basicamente três tipos de manutenção. A **Manutenção Corretiva** significa deixar o sistema máquina/ferramenta/peça continuar a operar até que falhe, isto é, o trabalho de manutenção é realizado somente após o problema ter ocorrido ou quando o desempenho do processo está abaixo do previsto. A **Manutenção Preventiva** visa eliminar ou reduzir as probabilidades de falhas ou quedas no desempenho do processo através de serviços de limpeza, de lubrificação, de verificação e de substituição realizados por manutenção do sistema em intervalos pré-planejados. A **Manutenção Preditiva** é realizada através do acompanhamento de variáveis associadas ao processo como vibrações, temperatura, ruído e potência, que permite que o sistema permaneça em operação por mais tempo, evitando a substituição prematura da ferramenta e a troca antes que a falha ocorra.

2.1.1 Tipo e Forma do Cavaco

A formação do cavaco é basicamente influenciada pela deformação, pela tenacidade e pela resistência ou estado metalúrgico do material da peça. Um aumento da resistência ou uma diminuição da tenacidade geralmente levam a uma melhor quebra do cavaco. Assim, estruturas com grãos grosseiros (p.ex. as obtidas por um tratamento térmico de crescimento de grão) ou com inclusões duras favorecem a ocorrência de cavacos irregulares e de quebra mais fácil.

As principais influências sobre a formação de cavaco são as condições de corte e a geometria da ferramenta. A quebra adequada do cavaco pode ser obtida pela diminuição da deformação do material da peça ou pelo aumento da deformação do cavaco. Como a capacidade de deformação do material é dependente da temperatura na região de corte, uma redução da velocidade de corte (v_c) ou a refrigeração da região de corte levam a cavacos mais quebradiços.

De importância maior, no entanto, é o aumento do grau de deformação por um maior encurvamento do cavaco. Para isto deve-se reduzir o ângulo de saída (γ) ou empregar um quebra-cavaco. Também um aumento da espessura de usinagem, para o mesmo raio de curvatura do cavaco, leva a um grau de deformação maior na parte externa do cavaco, o que propicia a sua quebra. Além disso, existe a possibilidade de se concluir sobre a usinabilidade de um material pelo fator de recalque (R_c) do cavaco.

Como o desgaste de cratera gerado durante a usinagem tem uma influência imediata sobre a geometria da ferramenta, considera-se que esta falha age sobre o mecanismo de formação de cavaco. Ferramentas de metal-duro sem quebra-cavacos sinterizados na pastilha apresentam cavacos com raio de curvatura menor à medida que a profundidade da cratera cresce, isto é, o grau de deformação do cavaco é aumentado. Disso, em geral, resulta uma melhor quebra do cavaco.

Então, pode-se concluir que a formação do cavaco é influenciada por vários parâmetros de corte que afetam também as forças, tensões, potências e temperaturas geradas durante a usinagem, o que permite a determinação “indireta” do cavaco. O sistema mais eficiente para este objetivo é através da emissão acústica (EA), o qual é citado em diferentes trabalhos.

2.1.2 Acabamento da Superfície Usinada.

Em geral, o acabamento de uma superfície pode ser quantificado “indiretamente” através da medição direta da rugosidade através de rugosímetro (Fig. 2.1a). O Laboratório de Automação em Usinagem (LAUS-UFRGS) dispõe de um rugosímetro portátil da marca Mitutoyo modelo SJ-201P que através de um cabo RS-232 e um software dedicado permitem obter o perfil geométrico da superfície usinada através do MS-Excel (Fig. 2.1b).



(a)



(b)

Figura 2.1 – (a) Rugosímetro portátil Mitutoyo modelo SJ-201P na medição de uma peça torneada de aço inoxidável AISI420C; (b) perfil de rugosidade gerado na furação de ferro fundido nodular GGG50 com broca helicoidal de metal-duro: a linha de tendência indica vibração.

Com o avanço da tecnologia dos processos de usinagem e com produtos que requerem cada vez mais precisão dimensional, a necessidade de se conhecer a rugosidade superficial tem se tornado mais alta. Isto se aplica principalmente para casos nos quais a precisão dimensional não consegue ser atendida.

Em muitos casos, a rugosidade é utilizada como parâmetro de saída para controlar determinado processo de usinagem. A rugosidade é um parâmetro especificado de acordo com a aplicação da superfície usinada. Uma rugosidade “baixa” é requerida, por exemplo, por superfícies de mancais ou superfícies que servirão de escoamento para fluidos ou gases (picos e vales reduzidos). Já superfícies que trabalham em lubrificação requerem uma rugosidade “alta” (picos reduzidos e vales profundos).

A rugosidade de uma superfície é composta de irregularidades finas ou de erros microgeométricos resultantes da ação inerente ao processo de corte. Sendo assim, qualquer interferência, por menor que seja, poderia interferir nos resultados.

Existem diversos parâmetros utilizados para quantificar a rugosidade superficial, cada um com suas vantagens e limitações conforme a aplicação da superfície técnica a ser gerada na usinagem. Os parâmetros mais utilizados são a rugosidade média (R_a) e a rugosidade total (R_t). O primeiro representa a média aritmética dos valores absolutos das ordenadas no comprimento de medição L . O segundo indica a soma da maior altura de pico do perfil e da maior profundidade de vale do perfil no comprimento de medição L (Fig. 2.2).

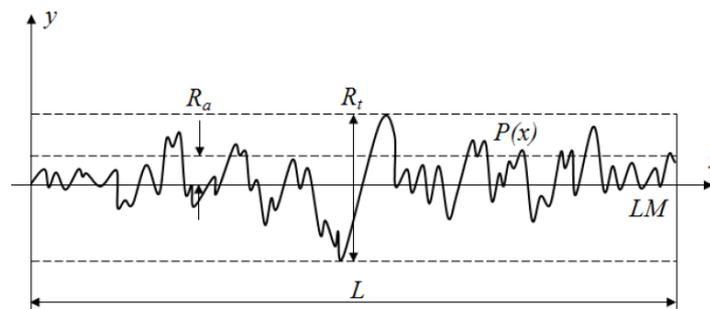


Figura 2.2 – Parâmetros de rugosidade R_a e R_t em um perfil de superfície $P(x)$ de uma amostra de comprimento L .

A qualidade de superfícies obtidas por usinagem pode ser um critério para a determinação dos parâmetros de entrada na usinagem, caso não haja outros critérios específicos. Como fatores influentes sobre a qualidade superficial, de início são considerados as condições de corte e a geometria da ferramenta. Os fatores que influenciam na superfície estão resumidos na Figura 2.3.

Outra maneira de determinar “indiretamente” o acabamento da superfície usinada é através de equações empíricas que correlacionam a rugosidade com os parâmetros de corte (principalmente avanço por volta f e avanço por dente f_z) e com a geometria da ferramenta (especialmente raio de ponta r_e).

2.1.3 Falhas na Ferramenta de Corte

Em função das condições de corte durante o processo de usinagem, a ferramenta fica sujeita a uma combinação de vários fatores de origem térmica, mecânica, química e abrasiva (elevada pressão de contato nas interfaces peça/ferramenta/cavaco). Como nem o material da peça nem o da ferramenta de corte é homogêneo, uma série de avarias e desgastes de naturezas distintas pode ser observada na ferramenta durante sua utilização. Em decorrência de tais solicitações, a deterioração da mesma torna-se relativamente rápida.

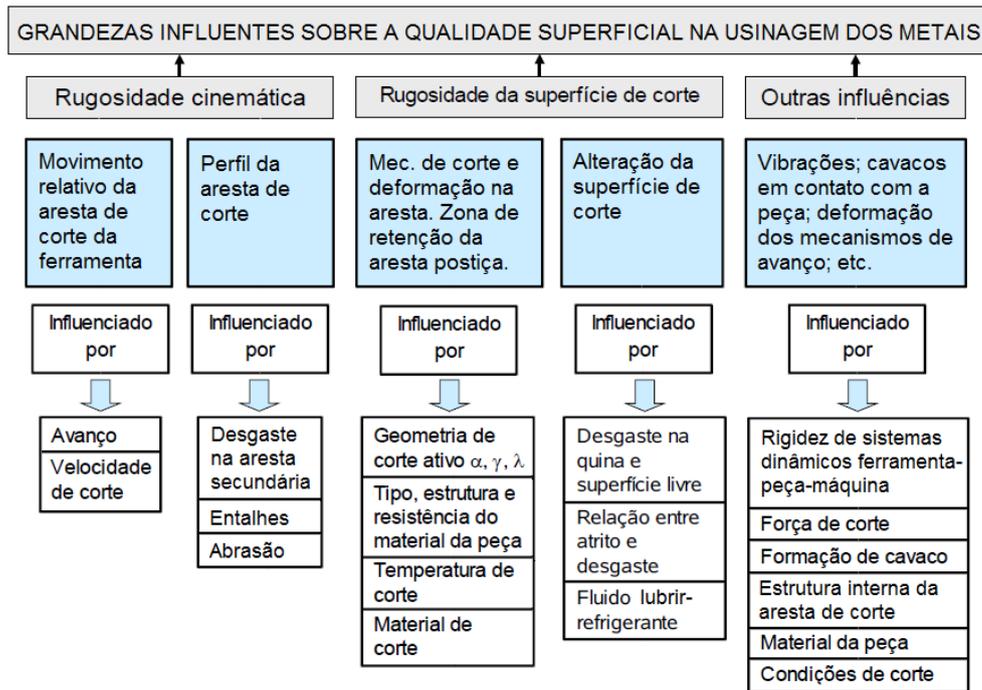


Figura 2.3 – Fatores influentes sobre a qualidade superficial na usinagem de metais.

Diversos mecanismos de desgaste agem simultaneamente, de forma que tanto sua causa quanto seu efeito dificilmente pode-se distinguir entre si. Dependendo da natureza do material usinado e das condições de usinagem, predominará um ou outro mecanismo sobre os demais. O conhecimento do mecanismo de desgaste é de grande interesse, pois permite uma seleção criteriosa da ferramenta mais indicada e das condições mais apropriadas de usinagem.

Existem diferentes critérios para o estabelecimento do fim de vida de uma ferramenta, cada um com suas considerações. Basicamente, estes critérios podem ser divididos em falhas na ferramenta, tolerâncias da peça, degradação do acabamento da superfície usinada e fatores econômicos.

Em laboratórios, as falhas na ferramenta são frequentemente usadas como critério de fim de vida por serem facilmente quantificadas. Em condições normais de usinagem, o desgaste de flanco é usualmente escolhido como base para a avaliação do estado da ferramenta de corte nos diversos sistemas de monitoramento *on-line* desenvolvidos, pois influencia diretamente nos erros dimensionais e na rugosidade da peça. Assim, este desgaste merece grande atenção daqueles que procuram o desenvolvimento de sensores para o monitoramento indireto.

Nas ferramentas de metal-duro com cobertura, o desgaste no flanco é geralmente bem maior que na face. Os desgastes aumentam progressivamente até a quebra da aresta cortante, que deve ser evitada devido às suas consequências danosas. Na usinagem de diversos materiais, esta quebra se dá para valores de “VB” entre 0,8 e 1,5 mm. Em operações de acabamento, a ferramenta deve ser retirada muito antes de o desgaste atingir valores que ponham em risco a aresta de corte, a fim de não comprometer a precisão da peça e seu acabamento.

A troca da ferramenta por ter atingido seu fim de vida apresenta pouca contribuição no tempo de parada de um sistema de fabricação integrado (CIM – *Computer-Integrated Manufacturing*) e flexível (FMS – *Flexible Manufacturing System*). Além disso, as trocas efetuadas durante o processo

(principalmente devido ao desgaste excessivo) ocorrem em intervalos razoavelmente regulares e previsíveis. Por outro lado, as avarias na ferramenta, quando ocorrem, têm importantes consequências econômicas. No lascamento da aresta de corte, por exemplo, a superfície usinada pode ficar extremamente danificada, sem falar na quebra, que pode acarretar danos irreversíveis à peça.

O estudo de VARMA e KLINE (1990) mostra que a pastilha, quando atinge seu fim de vida (por desgaste ou quebra), envolve custos da ordem de alguns poucos dólares. Já eventos como a quebra do suporte ou a danificação da máquina-ferramenta podem custar centenas ou milhares de dólares de manutenção. Um evento desastroso, de proporções elevadas, raramente acontece (talvez duas ou três vezes ao ano); mas quando tal evento acontece, além do custo agregado ser altíssimo (parada da linha de produção, reposição de peças danificadas, mão-de-obra especializada na manutenção), corre-se o risco de se perder a exatidão da máquina, muitas vezes de maneira irreversível. A Figura 2.4 mostra o custo relativo estimado envolvido na manutenção corretiva conforme o evento que pode ocorrer na usinagem.

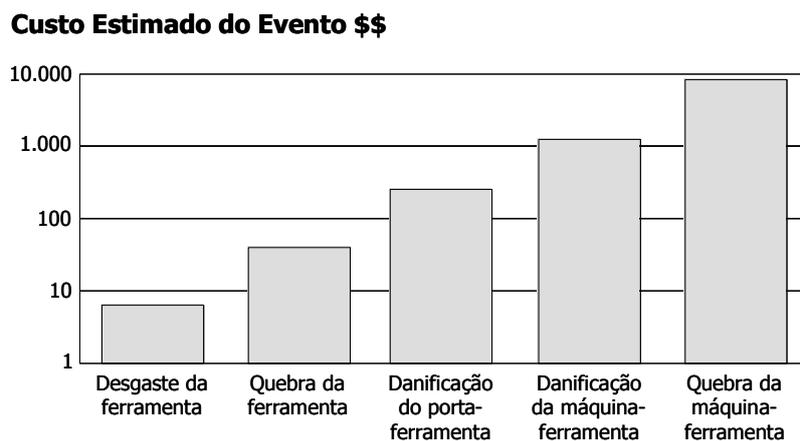


Figura 2.4 – Custo relativo estimado dos eventos em usinagem (VARMA e KLINE, 1990).

Assim, para que os eventos representados na Figura 2.4 sejam evitados e os custos minimizados, o sistema de monitoramento deve ser capaz de responder imediatamente a uma provável colisão, estimar (ou classificar) a largura da marca de desgaste de flanco e detectar rapidamente qualquer tipo de avaria.

Em geral, os desgastes se apresentam como falhas contínuas, isto é, possuem comportamento determinístico (podem ser modeladas matematicamente) ao longo de sua progressão até a deterioração completa da ferramenta. Isto permite um controle maior da vida. Por outro lado, as avarias (ou fraturas) são falhas transitórias que ocorrem aleatoriamente (não podem ser descritas por uma função matemática explícita), levam a ferramenta ao colapso⁷ (quebra total) e são detectadas somente após o ocorrido.

A Figura 2.5 mostra fotos comparativas da aresta de corte de um inserto de metal-duro, registradas durante ensaios de torneamento, realizados no trabalho de SOUZA (2004): aresta nova (1 minuto), aresta desgastada (14 minutos), aresta fraturada (20 minutos).

⁷ Colapso é uma interrupção permanente da habilidade da ferramenta em desempenhar a função de corte sob condições operacionais específicas.

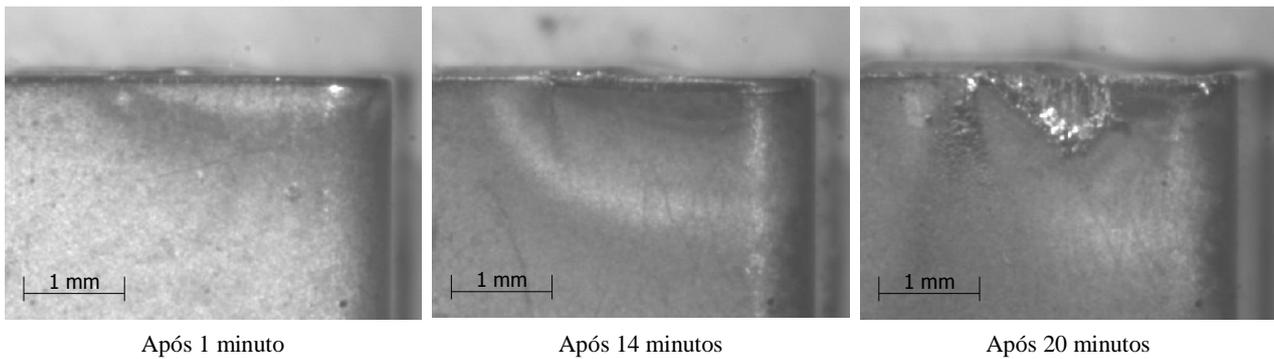


Figura 2.5 – Fotos da aresta de corte de um inserto de metal-duro usado no torneamento a seco do aço ABNT 1040 com $f = 0,3$ mm, $v_c = 350$ m/min e $a_p = 1,5$ mm em tempos de vida diferentes (SOUZA, 2004).

2.1.3.1 Estimativa ou Classificação de Falhas Contínuas

Na usinagem de corte em metais, o desgaste da ferramenta não pode ser ignorado. Ferramentas desgastadas geram qualidades insatisfatórias na superfície usinada, assim como erros dimensionais de forma e tamanho da peça. Além disso, o risco de quebra na ferramenta aumenta. Assim, a detecção automática de ferramentas desgastadas é essencial para garantir um processo livre de erros. Devido ao fato da qualidade da peça ser o ponto mais importante, não basta coletar informações somente do estado da ferramenta, mas também o acabamento gerado na peça.

Quando se utilizam ferramentas de metal-duro revestidas, o desgaste no flanco cresce de maneira bastante lenta e contínua, devido à alta resistência ao desgaste das camadas de revestimento, até atingir valores de “VB” da ordem de 0,3 a 0,4 mm (Fig. 2.5b). Neste momento, as camadas de revestimento já estão quase que totalmente consumidas pelo desgaste e, então, o corte passa a ser realizado pelo substrato da ferramenta – bem menos resistente ao desgaste –, o que faz com que o desgaste cresça de forma abrupta e descontínua, chegando a valores da ordem de 0,8 a 1,0 mm em um intervalo de tempo bem reduzido. Assim, para evitar a fratura da aresta cortante por fragilização (falta de revestimento), a ferramenta deve ser substituída quando esse momento chega.

2.1.3.2 Identificação de Falhas Transitórias

A fratura da ferramenta (Fig. 2.5c) usualmente acarreta uma parada na produção. Além disso, pode trazer consequências custosas e desastrosas se a falha não for identificada e, por conseguinte, refugos forem produzidos. Portanto, a detecção de fraturas (microlascamentos, lascamentos e quebra) tem uma alta prioridade na usinagem de acabamento.

Por causa da diferente natureza desses eventos, duas diferentes estratégias devem ser aplicadas. No caso da quebra e do lascamento, considera-se que a detecção é possível com base na mudança súbita do nível de amplitude do sinal sensório. Já o microlascamento requer uma avaliação mais detalhada das características do sinal. Assim, a identificação de microlascamentos não é tão simples e rápida quanto a identificação de lascamentos e quebra.

Na usinagem de acabamento, todas as falhas transitórias devem ser prontamente identificadas a fim de não causarem danos subsequentes, apesar da detecção de quebra na ferramenta ter maior prioridade. Em desbaste, a detecção de microlascamentos na aresta de corte possui importância secundária.

2.1.4 Força de Usinagem

A determinação da força de usinagem e das suas componentes sempre foi uma área muito importante, tanto na prática quanto na pesquisa, relativa às operações de corte com ferramentas de geometria definida. A usinagem de um material usando parâmetros de corte determinada (material e geometria) gera forças, energia e potências de usinagem. O conhecimento da grandeza e da orientação da força de usinagem e de suas componentes é a base para:

- O projeto de uma máquina-ferramenta, isto é, para o dimensionamento correto das estruturas, acionamentos, fixação de ferramentas e guias, entre outros elementos.
- A determinação das condições de corte em condições de trabalho.
- A avaliação da precisão de uma máquina-ferramenta, em certas condições de trabalho (deformação da peça e da máquina).
- A determinação de procedimentos que ocorrem na região de formação de cavaco e para a explicação de mecanismos de desgaste.

De maneira geral, pode-se afirmar que todos os fatores que contribuem para facilitar o deslizamento do cavaco sobre a superfície de saída atuam para diminuir a força de usinagem. Além das condições na interface cavaco/ferramenta, a resistência mecânica do material da peça também deve ser considerada para a força de usinagem. Assim, todos os outros parâmetros de saída do processo (ângulo de cisalhamento, espessura do cavaco, velocidade e saída do cavaco, forças de corte etc.) são “direta” ou “indiretamente” consequência desses dois fatores. Além das condições de corte, da geometria e do material da ferramenta, o material da peça também influencia a grandeza da força de usinagem – geralmente materiais de difícil usinabilidade apresentam forças de usinagem maiores.

A força de usinagem é a força atuante sobre a aresta da ferramenta durante a operação de corte. Ela pode ser decomposta nas suas componentes ortogonais, de acordo com as considerações tecnológicas e físicas do cavaco. Estas componentes podem ser vistas na Figura 2.6.

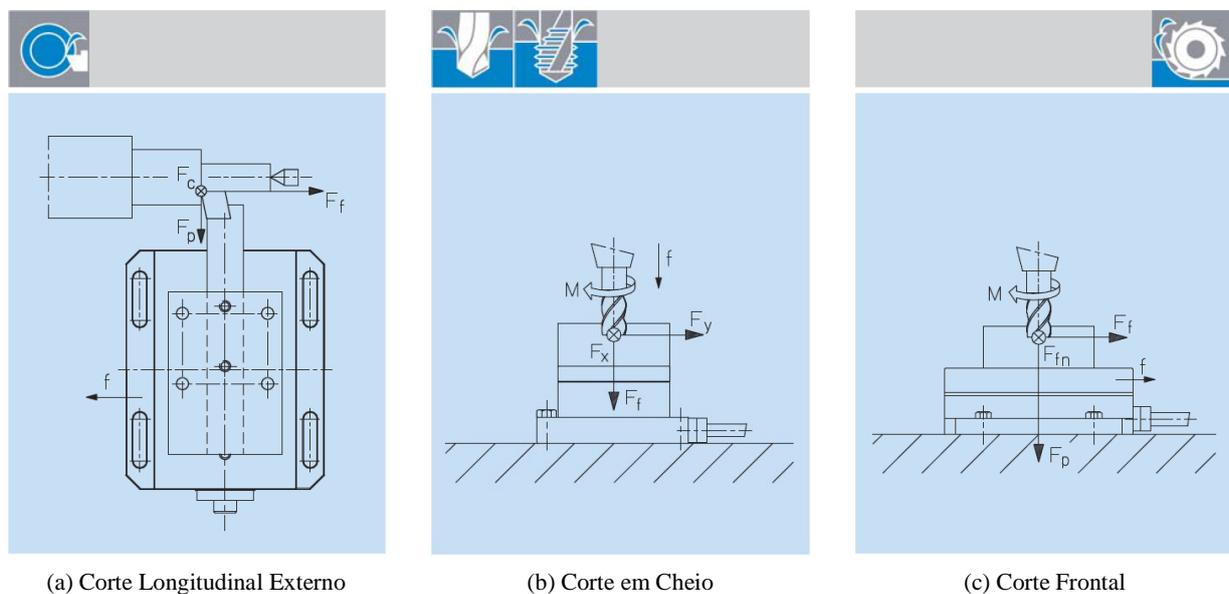


Figura 2.6: Componentes da força de usinagem nos processos de: (a) Torneamento; (b) Furação; (c) Fresamento (Kistler, 2009).

Em torneamento (Fig. 2.6a), a componente “ F_z ”, projetada sobre a direção de corte, é a Força de Corte (F_c); a componente “ F_x ”, normal à direção de corte, projetada sobre a direção de avanço, é a Força de Avanço (F_f); a componente radial (F_y), projetada perpendicularmente ao plano de trabalho, é a força passiva ou de profundidade (F_p).

Em furação (Fig. 2.6b), a Força de Corte (F_c) é predominantemente responsável pelo momento de torção (M_t). As arestas principais contribuem de 77 a 90% no valor de M_t , e a aresta transversal de 3 a 10%. O atrito das guias da broca e dos cavacos na parede do furo também contribui (3 a 15%) para o aumento de M_t , a qual depende da qualidade da afiação e do fluido de corte utilizado. Vale lembrar que para uma broca de diâmetro “ D ”, a relação entre a força de corte (F_c) e o momento torçor (M_t) é dada por:

$$M_t = F_c \cdot \frac{D}{2} \quad (2.1)$$

Já a Força de Avanço (F_f) na furação é decorrente da atuação da aresta transversal de corte (corte deficiente e esmagamento do material – contribui de 40% a 60%) e da resistência ao corte (penetração) do material usinado pelas arestas principais (contribuição de 35 a 60%). Esta força também recebe pequena contribuição do atrito do cavaco nos canais da broca (2 a 5%).

Na Figura 2.6b, M_t e F_f são representados, respectivamente, por M_z e F_z , enquanto que F_x e F_y ilustram a variação de F_c e F_p .

Em fresamento (Fig. 2.6c), a força de usinagem é comumente decomposta em três componentes ortogonais (radial F_r , tangencial F_t e axial F_a), as quais são dependentes da espessura variável do cavaco (h_D) com o ângulo de contato do dente (φ), seja no fresamento tangencial, seja no fresamento frontal (simétrico ou não, Fig. 2.7). Estas forças dependem também da geometria da ferramenta e dos materiais da ferramenta e da peça (Eq. 2.2 a 2.4).

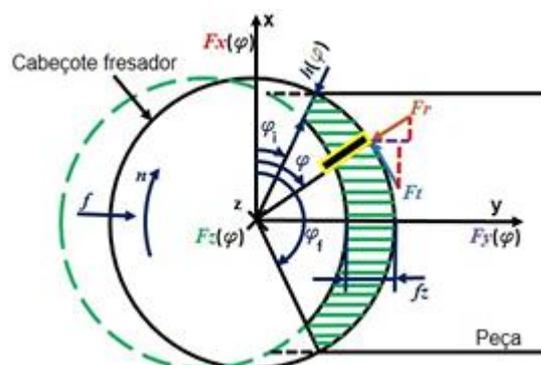


Figura 2.7 – Geometria do corte e componentes da força de corte no fresamento frontal (adaptado de LIMA *et al.*, 2012).

$$F_r = K_r \cdot a_p \cdot h_D(\varphi) \quad (2.2)$$

$$F_t = K_t \cdot a_p \cdot h_D(\varphi) \quad (2.3)$$

$$F_a = K_a \cdot a_p \cdot h_D(\varphi) \quad (2.4)$$

onde K_r , K_t e K_a são as pressões específicas de corte em cada direção.

As três componentes no referencial da aresta de corte (F_r , F_t e F_a) em fresamento estão em direções em que não coincidem com as direções dos eixos x , y e z do dinamômetro fixo na mesa da máquina. A decomposição das três forças nos eixos (F_x , F_y e F_z) em função da posição angular, pode ser calculada pelas Equações (2.5) a (2.7). Comumente alinham-se os eixos do dinamômetro aos eixos da máquina.

$$F_x = F_r \cdot \cos \varphi - F_t \cdot \sin \varphi \quad (2.5)$$

$$F_y = F_r \cdot \sin \varphi + F_t \cdot \cos \varphi \quad (2.6)$$

$$F_z = F_a \quad (2.7)$$

KÖNIG *et al.* (1972) afirmam que é possível verificar uma variação da influência do desgaste da ferramenta sobre as componentes da força F , dependendo do tipo. Por exemplo, o desgaste de cratera (o qual conduz a um ângulo de saída “ γ ” mais positivo) produz uma diminuição destas componentes. Se, no entanto, ocorrer um predomínio de desgaste de flanco, as forças tendem a aumentar, pois a área de contato entre a peça e o flanco aumenta. Já DIMLA (2000) cita que “ F_f ” é insensível à formação da cratera e também que “ F_p ” e “ F_f ” podem ser mais influenciadas pelo desgaste que “ F_c ”.

A medição da força de usinagem mostra-se eficaz na detecção de falhas transitórias na aresta de corte da ferramenta. Em geral, uma mudança brusca no nível de amplitude do sinal das componentes da força de usinagem indica lascamento ou quebra na ferramenta.

Existem dois diferentes pontos de vista sobre a fratura da ferramenta. O primeiro é baseado na evidência de que as componentes da força de usinagem inicialmente crescem devido aos fragmentos desprendidos da ferramenta serem comprimidos entre a ferramenta e a peça, e subsequentemente declinam para zero. Além disso, lascamentos causam aumentos repentinos e permanentes na força de avanço (F_f) e na força passiva (F_p). O segundo ponto de vista adota a seguinte posição: tanto a força de corte (F_c) quanto “ F_f ” são sensíveis à fratura, mas somente “ F_c ” exibe uma consistente mudança (decréscimo) de nível absoluto quando a aresta de corte quebra. A magnitude da queda na “ F_c ” como consequência da fratura é proporcional ao comprimento fraturado ao longo da aresta de corte. O nível da “ F_f ” pode aumentar ou diminuir, dependendo do grau e do tipo de lascamento.

Algumas das limitações inerentes na abordagem destas componentes são as perturbações causadas pelas variações no material da peça, na velocidade de corte, na profundidade de corte e na geometria da ferramenta. Estas variações podem gerar a mesma ordem de magnitude que os diferentes níveis de desgastes e fraturas em ferramentas de corte. Por exemplo, pode-se observar uma redução das forças com o aumento da velocidade de corte (v_c); isto se dá devido à redução da resistência do material em altas temperaturas. As forças aumentam proporcionalmente com a profundidade de corte (a_p); entretanto, isto vale somente se “ a_p ” for maior que o raio de quina (r_c) da ferramenta.

Alterações no nível do sinal de força e relações entre as componentes são usadas para eliminar ou reduzir a influência das condições de corte. LEE *et al.* (1989) aplicam relações entre as componentes da força de usinagem com o argumento de que as influências do material da peça, da geometria da ferramenta etc. podem ser minimizadas. Infelizmente, isso é parcialmente verdade já que as condições de corte não podem influir em todas as componentes da mesma forma. Adicionalmente, os efeitos dos desgastes também podem ser mais ou menos reduzidos. No entanto, não só o aumento do desgaste, mas também as mudanças nas condições de corte têm uma influência significativa nos níveis dos sinais de força. Assim, a normalização passa a fazer sentido. Para eliminar a influência das variações das condições

de corte, ferramentas e materiais da peça, YOUN e YANG (2001) estabeleceram a normalização das componentes da força de usinagem a partir das Equações (2.8), (2.9) e (2.10).

- Avanço:
$$NF_f = \frac{F_f}{F} \quad (2.8)$$

- Passiva:
$$NF_p = \frac{F_p}{F} \quad (2.9)$$

- Corte:
$$NF_c = \frac{F_c}{F} \quad (2.10)$$

Os sistemas sensórios mais usados para a determinação indireta do estado da ferramenta de corte tomam como base a avaliação das componentes da força de usinagem ou a medição das grandezas derivadas destas componentes (torque, potência do motor ou flexão/deslocamento da ferramenta). Todos eles partem do princípio de que o desgaste da ferramenta proporciona um crescimento das componentes estáticas da força. O trabalho de LEE *et al.* (1989) mostra como regra geral que, para cada 0,1 mm de acréscimo na região de desgaste de flanco, a força passiva aumenta (F_p) 30%, a força de avanço (F_f) cresce 25%, e a força de corte (F_c) aumenta 10%. Segundo KÖNIG *et al.* (1972), com uma marca de desgaste de aproximadamente 0,5 mm, tem-se um aumento relativo de 100% na força passiva, de 90% na força de avanço e de 20% na força de corte. No entanto, NOVAK e WIKLUND (1996) discutem se o monitoramento indireto via sinais de força pode ser totalmente fidedigno, afirmando que apesar das amplitudes das componentes crescerem com o aumento da largura da marca de desgaste de flanco (VB), elas são diretamente afetadas pelo desgaste de cratera, a qual promove a diminuição destas amplitudes.

As componentes da força de usinagem durante a operação de corte podem estar muitas vezes sujeitas a alguma flutuação dinâmica ao longo do tempo por variações nos parâmetros de usinagem e/ou oscilações do sistema porta-ferramenta(s) (Fig. 2.8). As duas principais causas são: instabilidade dinâmica provocada pela variação da velocidade da ferramenta com relação à velocidade da peça e a influência do achatamento da ponta da ferramenta com o desgaste na ação de corte.

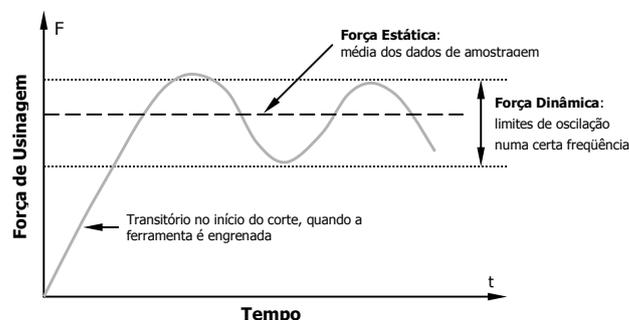


Figura 2.8 – Parcelas estática e dinâmica da força de usinagem em função do tempo de usinagem (condições fixas de corte) (LEE *et al.*, 1989).

A aquisição de valores estáticos é feita conforme a descrição da extração de características no domínio do tempo. Considere uma amostra de “n” pontos coletados do sinal de força $\{F(i), i = 1, 2, \dots, n\}$ em um intervalo de tempo Δt . A parcela estática pode ser considerada como sendo a média da amostra do sinal coletado no intervalo de tempo “ Δt ” (μ_F). Se $F_{D(i)}$ representa a parcela dinâmica da força, e $F_{S(i)}$ o valor amostrado, então:

$$F_{D(i)} = F_{S(i)} - \mu_F \quad (2.11)$$

Na aquisição de sinais de força, utilizam-se frequentemente transdutores extensométricos resistivos (*strain-gage*), indutivos (LVDT) ou piezelétricos. Os dinamômetros compostos por cristais piezelétricos apresentam algumas vantagens sobre os demais transdutores de força, no que se refere a aplicações complexas em usinagem, já que para isso os equipamentos devem apresentar: alta rigidez (1 a 10 kN/ μm); alta sensibilidade (resolução de aproximadamente 10^{-3} N); alta frequência natural (2,5 a 4,0 kHz); grande faixa de medição (cerca de $1:10^6$).

2.1.5 Vibração

O conjunto máquina-ferramenta-peça apresenta características de rigidez, amortecimento e vibrações que são essenciais para a qualidade da operação de usinagem. Esse fenômeno complexo vem sendo estudado há mais de cem anos em suas três formas básicas: a *vibração livre*, a *vibração forçada* e a *vibração autoexcitada*. As vibrações podem causar desgaste prematuro da ferramenta de corte, interferência na qualidade superficial, perda de precisão dimensional, danos em componentes da máquina operatriz, além de ruídos indesejáveis e prejudiciais ao ambiente de produção.

Durante o processo de usinagem, a deformação plástica e o atrito entre o cavaco, a ferramenta de corte e a peça produzem vibrações. As oscilações da força de corte também produzem vibrações. Com o decorrer do tempo de corte e com o conseqüente desgaste da ferramenta, o sinal de vibração apresenta alterações de frequência e intensidade. Assim, a vibração (movimento ondulatório que se propaga através dos materiais sólidos) indica um fenômeno que varia com o tempo. Além disso, quando a vibração alcança a superfície do material, gera os deslocamentos chamados Ondas de *Rayleigh*.

As vibrações podem ser quantificadas em termos de movimento ondulatório (deslocamento, velocidade, aceleração); forma da onda (senoidal, randômica, de impulso); valor instantâneo; valor de pico (ou pico-a-pico); valor eficaz; período e frequência; etc. A oscilação senoidal pode ser expressa através da Equação (2.12):

$$y = y_0 \text{sen}(\omega t + \theta) \quad (2.12)$$

onde “y” é o valor instantâneo do deslocamento no instante “t”; “y₀” é a amplitude de deslocamento; “ ω ” é a frequência angular; “ θ ” é a fase.

Sabe-se através dos princípios da cinemática que a derivada do deslocamento em função do tempo é a velocidade “v” (Eq. 2.13), e a derivada da velocidade em função do tempo é a aceleração “a” (Eq. 2.14). Para uma amplitude de deslocamento “y₀” fixa, a amplitude da velocidade de vibração “v₀” cresce proporcionalmente com a frequência angular (ω), enquanto a amplitude da aceleração “a₀” aumenta com o quadrado da frequência angular (ω^2) (Eq. 2.15).

$$v = v_0 \cos(\omega t + \theta) = v_0 \text{sen}(\omega t + \theta + \pi/2) \quad (2.13)$$

$$a = -a_0 \text{sen}(\omega t + \theta) = a_0 \cos(\omega t + \theta + \pi/2) \quad (2.14)$$

$$a_0 = \omega \cdot v_0 = \omega^2 \cdot y_0 \quad (2.15)$$

As vibrações mudam seu comportamento com os desgastes da ferramenta. No caso das avarias (fraturas), um pico de sinal de vibração RMS é detectado num intervalo de tempo reduzido. Estas

vibrações podem ser medidas com a utilização de transdutores piezelétricos do tipo acelerômetro (saída em volts), principalmente na aquisição de sinais com frequências entre 1 e 20 kHz.

A Figura 2.9 ilustra os sinais de vibração da ferramenta adquiridos para a mesma aresta de corte após 1 minuto (novo) e após 14 minutos (desgastado).

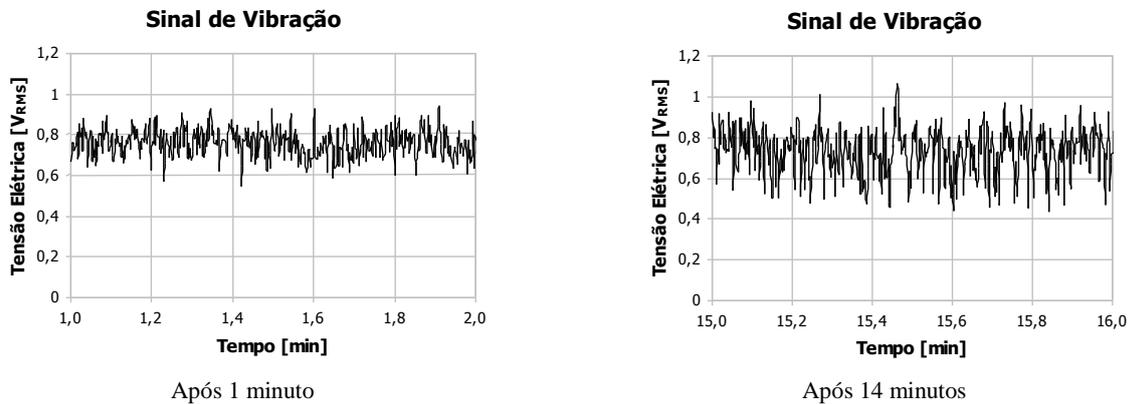


Figura 2.9 – Sinais de vibração da ferramenta de metal-duro no torneamento a seco do aço ABNT 1040 com $f = 0,3$ mm, $v_c = 350$ m/min e $a_p = 1,5$ mm em tempos de vida diferentes

Um dos principais problemas na utilização de índices de monitoramento baseados em sinais de vibração reside no fato de que estes não variam somente com o desgaste, mas também com os parâmetros de usinagem, geometria da ferramenta etc. DINIZ & HARA (1999) mostram em seu trabalho que:

- A vibração da ferramenta diminui com o aumento da dureza e da tenacidade.
- Quando a velocidade de corte (v_c) é baixa, a vibração da ferramenta cresce com o aumento de “ v_c ”. Quando “ v_c ” trabalha na faixa de formação de aresta postiza de corte, a vibração tende a diminuir.
- A vibração da ferramenta tende a aumentar com o aumento da profundidade de corte (a_p). A influência do avanço (f) é praticamente desprezível.
- Quanto maior o raio de quina (r_e) da ferramenta, maior a sua vibração. Isto ocorre devido: (a) ao aumento do comprimento de contato entre a aresta cortante e a peça; (b) à espessura não uniforme do cavaco. Além disso, a potência de corte necessária aumenta.
- O ângulo de saída (γ) não apresenta forte influência sobre a vibração da ferramenta, principalmente quando se situa entre 3° e 20° .

As inter-relações entre os sinais de vibração e a força de usinagem determinam a natureza dinâmica do processo, tornando a utilização destas variáveis (dependentes) atrativa no desenvolvimento de sistemas de monitoramento do estado da ferramenta. Por outro lado, o comportamento dinâmico incorpora a vibração e certos aspectos da parcela dinâmica da força de usinagem.

2.1.6 Emissão Acústica

A utilização da emissão acústica no monitoramento de processos de fabricação tem sido discutida desde a sua descoberta na década de 50 na Alemanha. Mesmo assim, sua primeira aplicação em máquinas-ferramenta ocorreu no Japão somente cerca de vinte anos mais tarde.

A emissão acústica (EA) pode ser definida como sendo ondas de tensão elástica, de baixa amplitude e alta frequência, geradas por atuações dinâmicas sobre os materiais. Conforme o material é submetido a um estímulo externo qualquer (como a formação de cavaco), o atrito entre ferramenta e peça

ou mesmo o simples contato faz com que ocorra a deformação e a reordenação da estrutura cristalina do material. Isto libera uma quantidade de energia suficiente para produzir ondas de tensão que provocam mais deslocamentos sobre a superfície do mesmo (ondas *Rayleigh*), os quais se atenuam exponencialmente à medida que se afastam da superfície para dentro do material.

Com relação à geração do sinal de emissão acústica (EA) durante o processo de corte em metais, as quatro principais áreas são (Fig. 2.10):

- **Zona Primária**, à frente da ferramenta, onde ocorre a deformação plástica principal durante a formação do cavaco com o cisalhamento do material;
- **Zona Secundária**, ao longo da face da ferramenta, onde acontece a maior taxa de deformação do cavaco na zona de escorregamento (atrito), gerando desgaste de cratera;
- **Zona Terciária**, no flanco da ferramenta, no atrito com a peça, gerando desgaste frontal;
- **Região de Fratura do Cavaco**, na formação de fragmentos descontínuos de material.

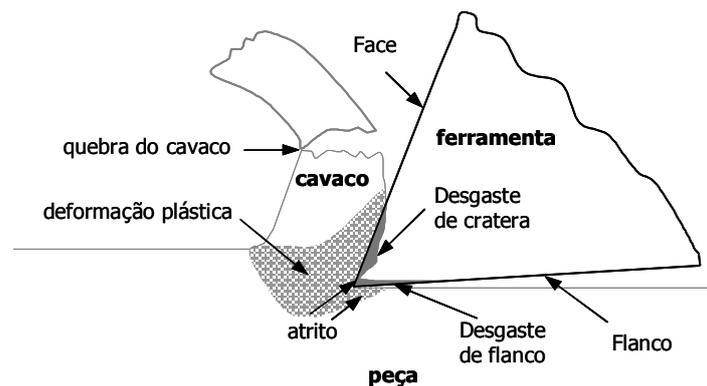


Figura 2.10 – EA gerada no processo de corte.

A formação do cavaco (deformação plástica de materiais dúcteis), o desgaste de flanco e o desgaste de cratera estão associados a sinais regulares contínuos de EA; o rompimento do cavaco, o lascamento, o crescimento de trincas e a quebra da ferramenta associam-se a sinais transitórios de pico de alta amplitude e curta duração (Fig. 2.11).

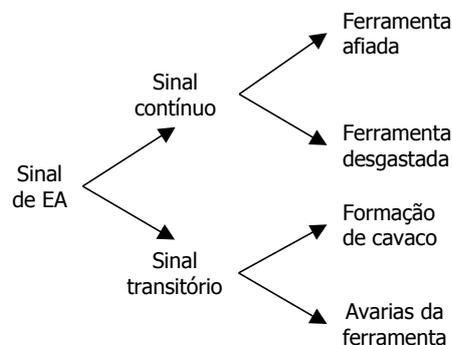


Figura 2.11 – Tipos de sinais de EA em processos de usinagem

Na interface flanco-peça, o sinal de EA vai sofrendo alterações significativas conforme o desgaste vai aumentando, pois esta falha promove um crescimento do atrito na região de contato entre as duas superfícies, provocando um aumento do nível do sinal. Com isso, o monitoramento do sinal permite

identificar diferentes níveis de desgaste. Na interface cavaco-face, as alterações no ângulo de saída (γ) poderiam ser controladas com auxílio do sinal de EA, uma vez que com o desgaste de cratera, “ γ ” torna-se mais positivo, proporcionando uma diminuição no fator de recalque e a conseqüente redução do nível do sinal de emissão acústica. Assim, se forem registrados desgastes no flanco e na face da ferramenta simultaneamente, poderá haver uma superposição de efeitos.

Os parâmetros de corte têm influência decisiva sobre a intensidade do sinal de EA no monitoramento do estado da ferramenta de corte em operações de torneamento. O estudo de BLUM e INASAKI (1990) mostrou um crescimento da EA com o aumento da velocidade de corte, uma redução do sinal com o aumento do avanço e a indiferença do sinal às alterações na profundidade de corte. A velocidade de corte faz com que haja uma diminuição do fator de recalque, mas a quantidade de material deformado na unidade de tempo cresce, fazendo com que o sinal aumente de intensidade (Fig. 2.12).

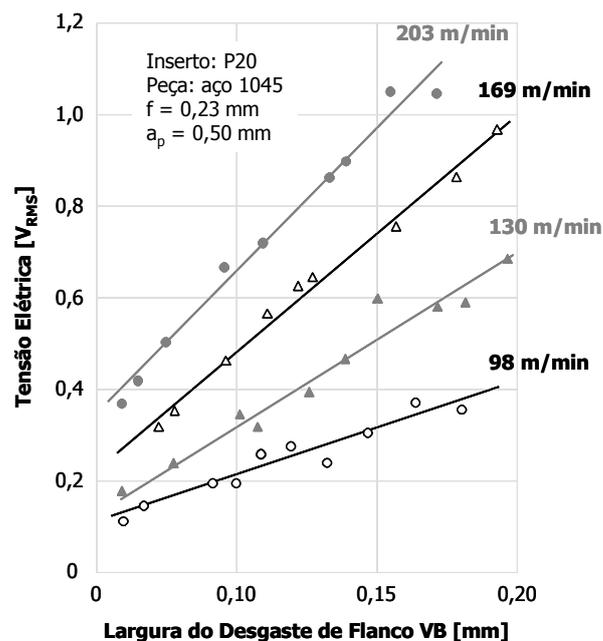


Figura 2.12 – EA para diferentes velocidades de corte (BLUM e INASAKI, 1990).

Já o aumento do avanço faz com que esta ocorrência reduza, fazendo a EA também diminuir; esta diminuição pode ser associada ao comportamento da força de usinagem (F), principalmente das componentes F_c (corte) e F_f (avanço). Assim, é preciso que se faça uma aferição do sistema de aquisição de sinais de EA para cada condição de usinagem utilizada dificultando, portanto, sua utilização.

Um modelo básico para a geração de sinais de EA durante o processo de corte ortogonal (zonas de deformação primária e secundária) foi proposto por K-ASIBU e DORNFELD (1982); a formulação é baseada na teoria de corte ortogonal de Ernst e Merchant e estabelece uma dependência da energia de EA sobre propriedades dos materiais como: tensão de escoamento, volume de material submetido à deformação e taxa de deformação. Depois disso, os esforços em modelar EA a partir da deformação fundamentaram-se nesta abordagem.

DORNFELD (1994) afirma que nos processos convencionais de usinagem que utilizam ferramentas com geometria definida, a EA possibilita a detecção de desgastes e fraturas na ferramenta, falhas na lubrificação do processo, formação de cavacos e vibrações. O trabalho de BEGGAN *et al.* (1999) mostra que a ocorrência desses fenômenos está relacionada aos seguintes defeitos que podem ser

encontrados nas peças: acabamento superficial deficiente e variações dimensionais. Assim, com o uso da EA, os fenômenos citados poderiam ser evitados e, por conseguinte, os defeitos também.

A emissão acústica se propaga tanto longitudinal quanto transversalmente na estrutura do material. Assim, a EA permite que o sensor seja colocado em qualquer posição, desde que em contato com o material e em uma localização onde não haja muitas interfaces as quais tendem a distorcer e enfraquecer o sinal, dificultando sua avaliação.

O sensoriamento dos sinais de EA se justifica pela alta sensibilidade ao material da peça, à geometria da ferramenta, aos desgastes da ferramenta e aos parâmetros de corte (p. ex.: avanço e velocidade de corte) em diferentes condições de usinagem. A principal vantagem está na supervisão de diversos fenômenos ocorridos simultaneamente durante o processo de corte, utilizando-se um único sensor, visto que os sinais de EA são excelentes para avaliar a existência de contato entre duas superfícies em movimento (o que ocorre de forma intensa na usinagem de metais) (Fig. 2.13).

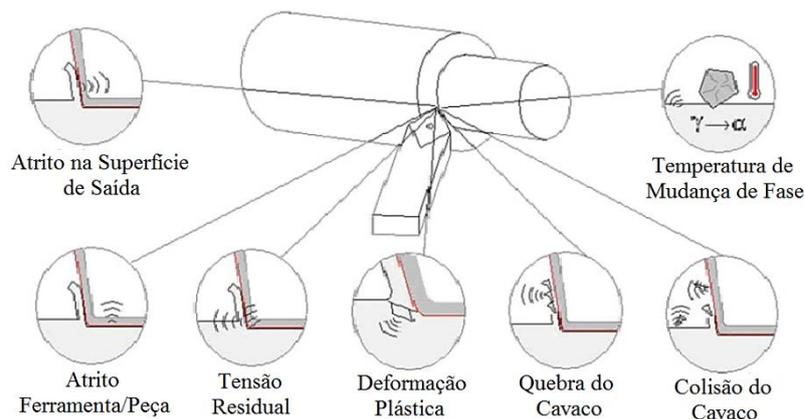


Figura 2.13 – Fontes de emissão acústica em usinagem (TETI *et al.*, 2010).

Os sistemas que utilizam emissão acústica são capazes de detectar até microlascamentos (alta sensibilidade), mas apresentam a limitação de serem eficientes somente em operações de corte contínuas (torneamento, furação). No corte intermitente (fresamento), o ruído induzido na operação perturba a real percepção do sinal de emissão acústica sobre a avaria detectada.

2.1.7 Temperatura

A energia gasta no processo de formação de cavacos é percebida na forma de calor através do trabalho de cisalhamento interno do material e dos atritos provocados pela aderência entre as superfícies nas interfaces cavaco/ferramenta e ferramenta/peça.

O trabalho realizado e, conseqüentemente, o calor gerado, depende das propriedades do material da peça e da ferramenta, da geometria da ferramenta e das condições de corte. O calor aumenta com a taxa de remoção de material (Q)⁸ seja por meio do aumento da velocidade de corte (v_c), do avanço (f) ou da profundidade de corte (a_p). Entre esses parâmetros, v_c é a mais influente para velocidades baixas e moderadas⁹, seguido por f e por último a_p . Neste caso, a temperatura afeta as propriedades mecânicas do

⁸ Em torneamento e furação: $Q = v_c \cdot f \cdot a_p$. Em fresamento: $Q = v_f \cdot a_p \cdot a_e$.

⁹ Há a possibilidade de formar cavacos com tanta rapidez que a transmissão de calor não se dá para a peça ou ferramenta, chegando ao que poderia ser chamado “corte adiabático”. Por definição, um processo adiabático é aquele em que não há troca de calor entre o sistema e o meio.

material da peça e, por conseguinte, a interação das forças entre ferramenta e peça; além disso, a temperatura tem uma considerável influência no desgaste da ferramenta, tanto na superfície de saída (desgaste de cratera na face) quanto na superfície de folga (desgaste frontal no flanco). Existem, portanto, limites para v_c e f devido às elevadas temperaturas na ferramenta.

Embora a temperatura seja um indicador extremamente confiável e desejável da situação de desgaste da ferramenta, esta grandeza física é extremamente difícil de medir com a exatidão necessária em aplicações *on-line* de sistemas TCM por causa da sua inacessibilidade à região de corte. Experimentos realizados há décadas mostram a excepcional dificuldade em aplicar o sensor na região de corte visando detectar a temperatura da aresta cortante.

No monitoramento indireto *on-line*, a aplicação de termopares isolados mostra-se a maneira mais viável de se medir a temperatura na interface ferramenta-peça. Para que os termopares sejam usados, é necessário que forneçam medidas precisas e instantâneas de temperatura. Desta forma, eles devem ser colocados o mais próximo possível da aresta de corte – onde está a fonte de calor. A forma mais usual de introdução do termopar dentro da ferramenta ou da peça implica em fazer um pequeno furo na extremidade da ferramenta (torneamento) ou furos simples em pontos da peça onde haja interesse da medida (fresamento e furação), acarretando descarte posterior da ferramenta ou da peça. Os métodos que empregam termopares remotos ou inseridos na peça apresentam dificuldades devido aos altos gradientes presentes na ferramenta e ao tempo de resposta devido à distância da interface. Normalmente extrapolações a partir de modelos térmicos são usadas para estimativas das temperaturas de interface. Além disso, os termopares não podem ser colocados em contato direto com a ferramenta ou a peça quando uma e/ou outra estiver em movimento.

Outro método de medição da temperatura de corte é através da intensidade da radiação térmica de infravermelho emitida pela zona de corte. Este permite flexibilidade de posicionamento, coisa que os termopares não permitem. Além disso, a velocidade de resposta do termopar depende da velocidade de propagação do calor no meio, enquanto que a onda eletromagnética da radiação de infravermelho propaga-se na velocidade da luz. No entanto, apresentam certa dificuldade de utilização devido à interferência da saída de cavacos quentes que prejudicam as imagens de interesse. Outra desvantagem deste método deve-se a medições não pontuais, uma vez que representam o valor médio da temperatura na área de focalização ou área de sensibilidade do instrumento. Além disso, a dependência do conhecimento da emissividade térmica da superfície analisada é fator limitante, principalmente devido à variação de temperatura dos materiais.

BORELLI *et al.* (2000) propuseram uma metodologia para o diagnóstico de estados de ferramentas no processo de torneamento a partir de imagens de infravermelho captadas por uma câmera apropriada. O sistema de auxílio ao diagnóstico baseia-se na inferência nebulosa (LNB). Os tons de cinza – de “0” (preto) a “255” (branco) – apresentados nas imagens adquiridas são proporcionais à energia emitida pelo espectro de infravermelho e variam com o estado da ferramenta. A figura 2.14 ilustra tal variação.

2.1.8 Tensão e Corrente Elétrica no Motor de Acionamento

A corrente elétrica consumida pela máquina-ferramenta é proporcional à potência mecânica consumida pelo processo e, com isso, proporcional também à força de usinagem. Apesar de o sistema por corrente ser relativamente barato (não necessita de instrumentação adicional), as variações na potência e/ou no torque do motor possibilitam detectar apenas falhas consideravelmente grandes. Além disso, é pouco sensível em operações de acabamento.

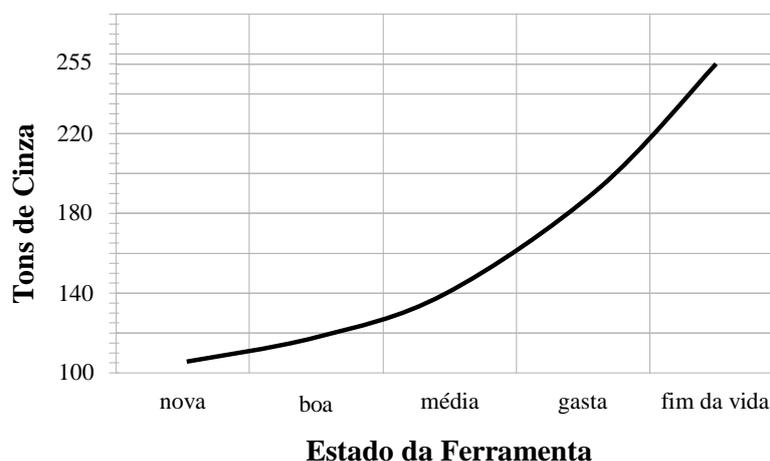


Figura 2.14 – Tons de cinza em função do desgaste da ferramenta P15 no torneamento do aço 1045 usando $f = 0,50$ mm, $v_c = 497$ m/min e $a_p = 0,40$ mm (BORELLI *et al.*, 2000).

Os sensores de efeito Hall têm sido os mais utilizados para efetuar a medição de corrente elétrica consumida pelo motor e assim fornecer indiretamente a potência consumida pelo mesmo. A vantagem desta medição indireta das forças de corte reside no posicionamento do sensor no motor da máquina, ou seja, isolado do ambiente industrial que, via de regra, é bastante agressivo. Por outro lado, esta distância da região de corte implica num tempo de resposta maior, em função da inércia imposta pelo sistema máquina/ferramenta/peça. Apesar desta menor velocidade de resposta, o sinal que indica a potência elétrica do motor da máquina pode ser bastante útil como complemento em sistemas de monitoramento com mais de um sensor.

Pesquisa realizada por Diniz e Hara (1999) mostrou que 68% das arestas de corte de insertos aplicados em torneamento de desbaste em uma empresa de usinagem eram trocados antes (e às vezes bem antes) do momento adequado. Após o treinamento aos operadores em como relacionar o desgaste das ferramentas com o crescimento da corrente elétrica no motor de acionamento do eixo-árvore do torno, o valor percentual caiu para 16,6%.

Em se tratando de motores elétricos, a tensão e a corrente ficam defasadas no tempo. Este efeito é causado pela capacidade que os enrolamentos têm de autoindução, ou seja, o motor induz tensão em si mesmo quando a corrente varia no tempo. Assim, o ângulo de defasagem entre tensão e corrente é representado por θ . Desta forma, quando se lê a potência consumida pela máquina-ferramenta utilizando o wattímetro, obtém-se apenas a potência efetiva ($P_{ef} = V \cdot I \cdot \cos \theta$ [W]). Já com a medição simultânea da corrente (I) e da tensão (V) elétrica, pode-se calcular a potência aparente ($P_{ap} = V \cdot I$ [V·A]). Deve-se ter em mente que, mesmo P_{ef} sendo medida na entrada do motor, esta sofrerá um decréscimo devido ao rendimento mecânico do motor. Adicionalmente, deve-se considerar o rendimento do sistema de transmissão dessa potência até o eixo-árvore e, conseqüentemente, até a ferramenta ou peça. Em sistemas de transmissão com engrenagens ou correias, pode-se adotar $\eta = 0,65$ a $0,85$; em sistemas com motor acoplado, $\eta = 0,85$ a $0,95$. Como o cosseno é sempre menor que 1, conclui-se que a potência efetiva é sempre menor que a aparente ($P_{ef} < P_{ap}$). Vale salientar que o valor de $\cos \theta$ varia muito ao longo da operação de um motor de indução, por exemplo: para operação em plena carga ($\cos \theta \cong 0,9$), a cerca de metade da carga ($\cos \theta \cong 0,8$) e sem carga ($\cos \theta \cong 0,2$).

3 SISTEMA DE MONITORAMENTO

Em geral, o processo de usinagem depende bastante da intervenção humana na detecção de anomalias, na inspeção da qualidade do produto e no controle do processo. Em suma, a tomada de decisões cabíveis ainda depende fortemente da habilidade do operador. Quando a máquina-ferramenta é utilizada em uma condição isolada, o operador se faz presente, com o principal objetivo de supervisionar a ferramenta de corte e/ou a superfície usinada durante o processo. Tipicamente, o operador irá assegurar que o sistema máquina/ferramenta/peça está atuando de maneira satisfatória. Por outro lado, quando a tecnologia moderna é aplicada em sistemas de fabricação, deseja-se que as operações de corte envolvidas dependam o mínimo possível da assistência humana na tarefa de supervisão e controle do processo. Esta ausência (mesmo que parcial de um operador) acarretará um número considerável de variáveis que deverão ser consideradas para que o sistema atue satisfatoriamente. Assim, um sistema de monitoramento deve ser provido de recursos necessários para suprir tal ausência, possibilitando o envio de informações e instruções à máquina e/ou ao operador sobre o processo.

A Figura 3.1 esquematiza as etapas envolvidas na elaboração deste sistema.

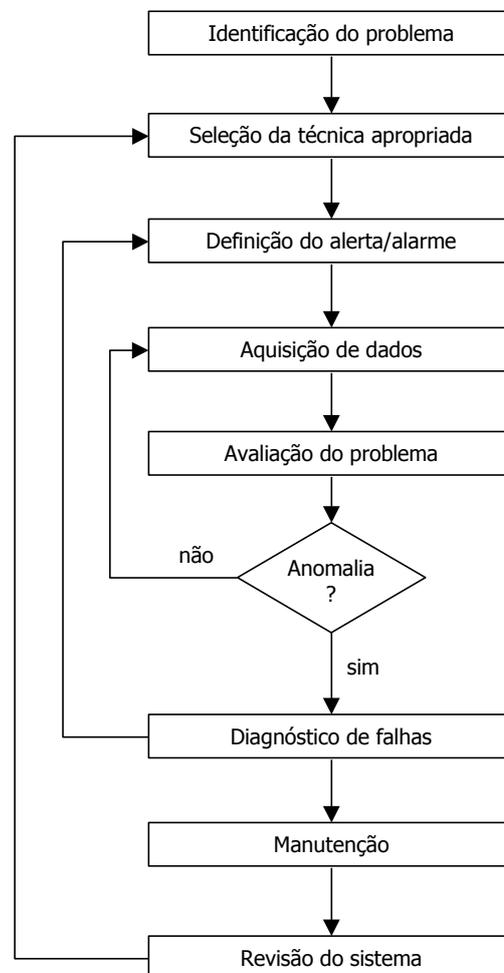


Figura 3.1 – Processo de elaboração de um sistema de monitoramento (BARRON, 1996).

Um sistema de monitoramento do estado da ferramenta de corte (TCM) é basicamente um conjunto de elementos que primeiramente selecionam e adquirem informações de uma fonte específica (transdutores/sensores), depois tratam e refinam tais informações (extração de características) e, em

seguida, tomam a decisão baseada nas informações refinadas (reconhecimento de padrões). A Figura 3.2 ilustra os elementos básicos de um sistema TCM.

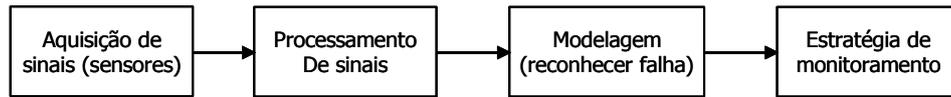


Figura 3.2 – Sistema de monitoramento das condições da ferramenta (TÖNSHOFF *et al.*, 1988).

Geralmente, diferentes parâmetros do processo de torneamento são mensurados de forma indireta e contínua (*on-line*) em sistemas TCM inteligentes. As informações provenientes de múltiplos e diferentes sensores (e em alguns casos também informações adicionais provenientes do operador ou de uma base de dados) são combinadas com o intuito de tomar a decisão mais apropriada sobre o estado da ferramenta.

3.1 Aquisição de Sinais

A aquisição *on-line* de sinais é realizada por transdutores¹⁰, que fornecem um sinal elétrico de baixa intensidade em resposta a alguma grandeza física adquirida. Para o monitoramento da ferramenta, técnicas indiretas de sensoriamento tais como **força**, **vibração**, **emissão acústica** são usualmente aplicadas utilizando transdutores piezelétricos. Teoricamente, estes sinais contêm a informação necessária para distinguir os diferentes estados do processo de usinagem e/ou da ferramenta de corte. A Figura 3.3 mostra a frequência relativa de utilização dos sensores em sistemas de monitoramento em usinagem.

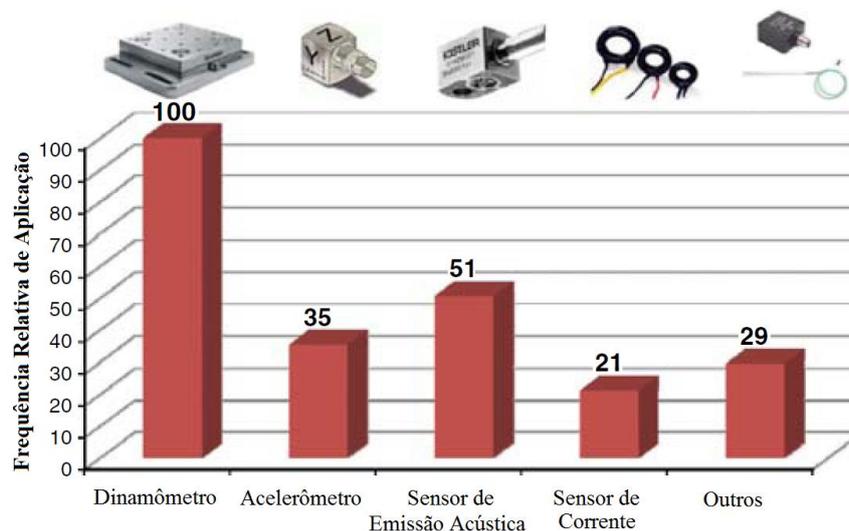


Figura 3.3 – Frequência de utilização do sensor relacionado com sistemas de monitoramento de usinagem (ABELLAN-NEBOT e SUBIRÓN, 2010).

¹⁰ O transdutor é o módulo do sistema de medição que está em contato com a grandeza física a ser medida (mensurando). Gera um sinal proporcional (geralmente elétrico) ao mensurando segundo uma função bem definida, normalmente linear, baseada em um ou mais fenômenos físicos. Em termos gerais, um transdutor transforma um efeito físico em outro. Quando o transdutor é composto de vários módulos, várias transformações de efeitos podem estar presentes. O primeiro módulo do transdutor, aquele que entra em contato diretamente com o mensurando, é também denominado de sensor. A rigor, o sensor é uma parte do transdutor (GONÇALVES Jr.e SOUSA, 2008).

A Tabela 3.1 resume os diferentes sensores aplicados em sistemas de monitoramento da usinagem com um único sensor e a principal aplicação de cada um. As vantagens e as desvantagens de cada sensor em termos de custo, natureza perturbadora e confiabilidade do sinal também são apresentadas.

Tabela 3.1 – Sensores para sistemas de monitoramento com um único sensor (ABELLAN-NEBOT e SUBIRÓN, 2010).

Sensor	Custo	Perturbação	Confiabilidade	Aplicação
Dinamômetro	★ ★ ★	★ ★ ★	★ ★ ★	Diagnóstico do desgaste da ferramenta Detecção de avarias da ferramenta Previsão da rugosidade da superfície usinada Previsão da precisão dimensional da peça
Acelerômetro	★ ★	★ ★	★ ★	Previsão da rugosidade da superfície usinada Diagnóstico do desgaste da ferramenta
Emissão Acústica	★ ★	★ ★	★ ★	Detecção de avarias da ferramenta Diagnóstico do desgaste da ferramenta
Sensor de Corrente	★	★	★	Diagnóstico do desgaste da ferramenta Detecção de avarias da ferramenta

Em negrito, a aplicação principal.

3.1.1 Transdutores piezelétricos

A piezeletricidade é, de maneira geral, a capacidade de certo material em gerar uma diferença de potencial elétrico ao sofrer uma pressão mecânica. O termo piezelétrico vem do grego e significa “eletricidade por pressão”. Esta característica de certos cristais foi descoberta pelos irmãos Pierre e Jacques Currie em 1880, na França. Alguns exemplos de cristais piezelétricos são o quartzo, sal de Rochelle, titânio de bário e turmalina, dentre outros. É possível compreender melhor o funcionamento destes cristais através da Figura 3.4.

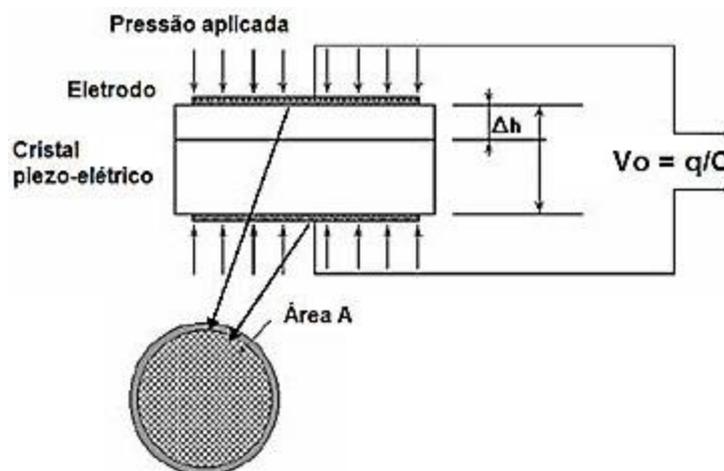


Figura 3.4 – Sensor piezelétrico (CASSIOLATO, 2014).

Transdutores piezelétricos são capazes de converter grandezas mecânicas como pressão, força e aceleração em uma carga elétrica. A carga produzida é proporcional à força atuante no cristal de quartzo contido no transdutor. A sensibilidade deste é estabelecida em pC/u.m., onde u.m. significa unidade (ou grandeza) mecânica.

O dinamômetro piezelétrico tem a função de efetuar a medição de forças quase estáticas e de forças dinâmicas de usinagem independentemente do ponto de aplicação da carga. O Laboratório de Automação em Usinagem da UFRGS (LAUS) possui dois dinamômetros piezelétricos:

- **Plataforma Kistler 9272:** Dinamômetro piezelétrico de quatro componentes utilizado na aquisição de sinais de força nos processos de fresamento e furação. No fresamento, medem-se as componentes F_x , F_y e F_z da força de usinagem. Através destas, determinam-se as componentes normal e tangencial, além do momento torçor M_z da ferramenta de corte (fresa). Na furação, as componentes que são medidas são apenas a F_z (força de avanço F_f) e M_z (momento torçor M_t) da broca (Fig. 3.5).

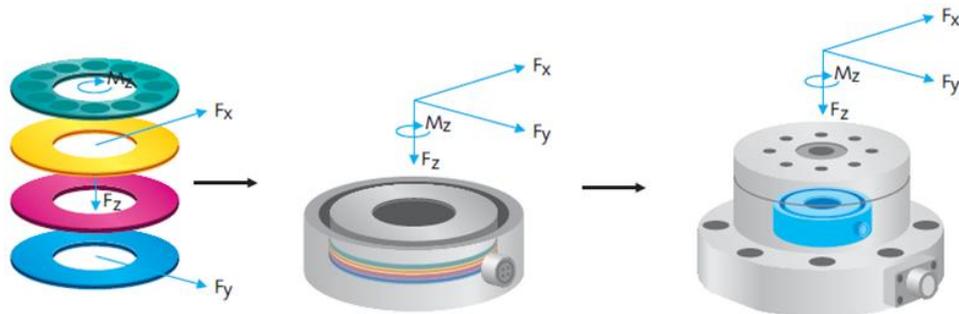


Figura 3.5 – Detalhe construtivo da plataforma piezelétrica 9272 (KISTLER, 2009).

- **Plataforma Kistler 9129AA:** Dinamômetro piezelétrico de três componentes utilizado na aquisição das componentes F_x (força passiva F_p) F_y (força de corte F_c) e F_z (força de avanço F_f) no processo de torneamento. No fresamento, medem-se as componentes F_x , F_y e F_z da força de usinagem para se determinar as componentes normal e tangencial da força atuante na fresa (Fig. 3.6).

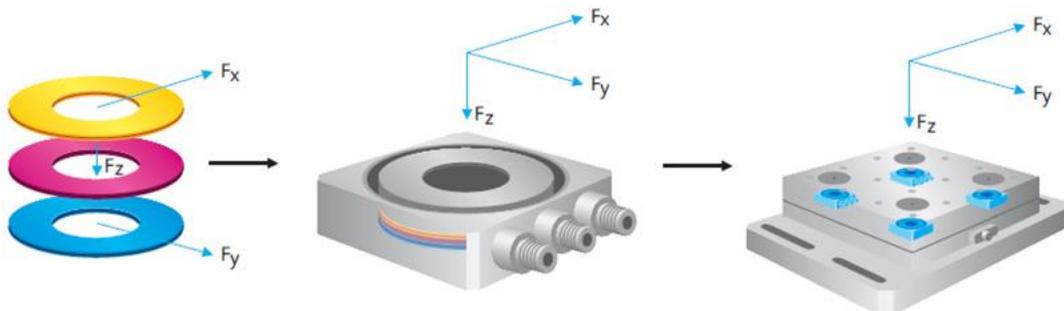


Figura 3.6 – Detalhe construtivo da plataforma piezelétrica 9129AA (KISTLER, 2009).

3.2 Condicionamento de Sinais

Uma parcela significativa da dificuldade de se aplicar o conhecimento científico às tecnologias de sensoriamento em chão de fábrica está no alto nível de ruído de diversas naturezas do ambiente industrial. Os transdutores (ou sensores) utilizáveis precisam ser robustos e ter boa resposta para enfrentar as condições severas dos processos envolvidos. Dessa forma, os sinais elétricos captados pelos transdutores precisam ser devidamente configurados (condicionamento) por problemas de saturação e distorção, visando gerar características altamente sensíveis às condições de usinagem. Este condicionamento (também chamado de pré-processamento) é feito em duas etapas: etapa analógica e etapa digital.

O pré-processamento analógico atua na preparação dos dados antes da sua digitalização. A utilização de dispositivos processadores de sinais digitais (DSP – do inglês *Digital Signal Processors*) tem sido amplamente difundida nos últimos anos e pesquisas têm levado a arquiteturas cada vez mais arrojadas. Porém, em aplicações nas quais é necessário processar sinais analógicos, os DSP precisam de conversores analógico-digitais (ADC – do inglês *Analog to Digital Converters*) para o pré-processamento destes sinais (Fig. 3.7).

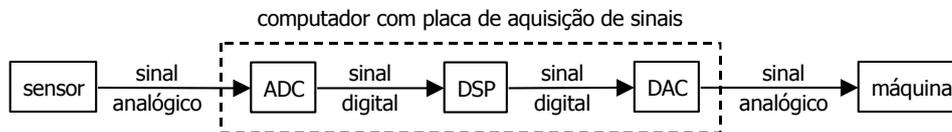


Figura 3.7 – Pré-processamento digital de sinais analógicos (AMBARDAR, 1999).

Em um sistema analógico controlado por computador, o sinal digital de resposta gerado deve ser alterado novamente por conversores digital-analógicos (DAC – do inglês *Digital to Analog Converters*), como mostrado na Figura 3.7.

A maioria dos transdutores (sensores) em uso no monitoramento de grandezas tais como força, vibração, emissão acústica, temperatura etc. geram, em sua maioria, sinais elétricos analógicos de tensão. Estes sinais precisam ser condicionados antes de serem enviados para o ADC, isto é, precisam ser configurados na etapa analógica de modo a torná-los compatíveis com os níveis que o ADC pode processar através de dispositivos apropriados. Em casos específicos, o pré-processamento de sinais analógicos pode ser mais eficiente se feito antes da conversão para sinal digital e, na sua maioria, fundamental para preservar a informação contida nestes sinais.

Devido aos sinais elétricos analógicos de tensão gerados pelos transdutores serem muito pequenos em magnitude, os dispositivos pré-processadores de sinais analógicos dispõem de amplificadores. A amplificação do sinal pode melhorar a exatidão da informação permitindo um aumento do nível de entrada do sinal, da resolução e também da sensibilidade da medição, visando a conveniente interpretação da tensão elétrica pelo ADC.

O uso de dispositivos pré-processadores de sinais analógicos localizados próximos dos transdutores possibilita uma melhora no sinal coletado por medi-lo antes que este seja muito afetado pelos ruídos do ambiente. Mesmo assim, estes dispositivos apresentam filtros para a rejeição destes ruídos, indesejáveis em certa faixa de frequência. Na maioria dos casos, ficam abaixo de 60 Hz (originárias da rede elétrica ou das máquinas). Desta forma, utiliza-se um filtro passa altas¹¹ (FPA) com função específica de provocar a máxima rejeição destes ruídos. Outro uso comum dos filtros é para prevenir o efeito de “*aliasing*”¹² na conversão do sinal analógico para digital. Esta distorção de sinal pode ser evitada, simplesmente removendo qualquer componente de frequência do sinal que esteja acima da metade da frequência de amostragem com filtros passa baixas (FPB), antes que o sinal chegue ao ADC.

A aplicação do pré-processamento digital tem aumentado muito, principalmente com a evolução da informática (*hardware* e *software*). Um exemplo típico é a utilização de filtros digitais (e.g. FPA ou passa

¹¹ O **filtro passa altas** (FPA) deixa passar frequências altas sem alteração, causando uma redução de amplitude e um atraso de fase em baixas frequências. Já o **filtro passa baixas** (FPB) faz o contrário.

¹² O efeito **aliasing** gera frequências adicionais quando o sinal de entrada contém frequências acima da “Frequência de Nyquist” (metade da frequência de amostragem).

faixas FPF) atuando sobre as perturbações¹³ (ruídos) dos *hardwares* (analógicos ou digitais) ou sobre a influência de condições de corte nos sinais sensórios. Exemplos de aplicação são a linearização da curva característica do sensor ou a análise do comportamento do sinal sensório no processo de usinagem via modelagem matemática¹⁴. As informações requeridas podem ser obtidas por sensores adicionais, por uma base de dados ou ainda pelo comando numérico computadorizado (CNC) da máquina-ferramenta.

A maioria dos trabalhos em monitoramento da usinagem utiliza diretamente o sinal analógico digitalizado para extrair as características significativas do sinal, ou seja, sem o pré-processamento digital. LIU e ALTINTAS (1999) descrevem o uso de filtros (FPA ou FPF) com o intuito de reduzir a influência de perturbações tais como ruído ou outras influências que não devam ser mensuradas. Contudo, SILVA *et al.* (1998) mostram que mesmo sendo relativamente fáceis de implantar, os filtros digitais não têm demonstrado eficiência na redução de perturbações e podem remover informações vitais dos sinais coletados. Assim, deve-se analisar cuidadosamente a aplicação de filtros digitais na caracterização das informações extraídas dos sinais usados em TCM.

3.2.1 Amplificador de carga Kistler 5070A

O condicionador de sinais utilizado no LAUS (Laboratório de Automação em Usinagem) é o amplificador de carga Kistler 5070A, versão 10100 (quatro canais) (Fig. 3.8). Este é caracterizado por ser uma versão de mesa com braço de suporte, com entrada para quatro canais. A entrada é uma Fischer 9-pole neg. A taxa de medição é de ± 200 pC até ± 200.000 pC, e a sua interface é a RS-232C.



Figura 3.8 – Amplificador de carga Kistler 5070A10100 (KISTLER, 2009).

O número de canais utilizados na medição das forças pelo dinamômetro piezelétrico varia de acordo com o processo de usinagem que é feita a medição. Para o fresamento, podem ser utilizados os quatro canais do amplificador de carga: um para a força no eixo x (F_x), um para a força em y (F_y), um para a força em z (F_z) e um canal para o momento em z (M_z). Já para o torneamento, apenas três canais são utilizados (para as forças F_x , F_y e F_z), e na furação apenas dois (F_z e M_z).

¹³ Perturbações são entradas (conhecidas ou não) que atuam no sistema, desviando temporariamente seu estado.

¹⁴ Modelos analíticos no nível de pré-processamento digital do sinal sensório são calculados através de técnicas chamadas *hard-computing*, enquanto que os algoritmos usados na geração dos modelos de falhas da ferramenta são obtidos por técnicas denominadas *soft-computing* mais conhecidas como inteligência computacional.

A sensibilidade dos transdutores varia de uma plataforma piezelétrica para outra. Assim, devem-se estabelecer os valores de sensibilidade¹⁵ do transdutor para cada canal de acordo com o seu certificado de calibração fornecido pelo fabricante (Tab. 3.2 e 3.3).

Tabela 3.2 – Valores de sensibilidade e respectivos canais para a Plataforma 9272

PLATAFORMA 9272 – Furação e Fresamento		
COMPONENTE	CANAL	SENSIBILIDADE
M_z	#1	-172,3
F_z	#2	-3,631
F_y	#3	-7,618
F_x	#4	-7,645

Tabela 3.3 – Valores de sensibilidade e respectivos canais para a plataforma 9129AA

PLATAFORMA 9129AA – Torneamento e Fresamento		
COMPONENTE	CANAL	SENSIBILIDADE
$F_x (F_p)$	#1	-8,000
$F_y (F_c)$	#2	-4,131
$F_z (F_f)$	#3	-8,056

Podem-se escolher os filtros passa baixas (LP-FILTER) e passa altas (HP-FILTER) a serem utilizados na atenuação de perturbações durante a aquisição de sinais de força e torque, e selecioná-los no amplificador de carga para cada canal do amplificador de carga Kistler 5070A.

Deste modo, é possível selecionar a frequência de corte para um FPB de 2ª ordem dentre cinco possibilidades: 100 Hz, 300 Hz, 600 Hz, 1 kHz e 2 kHz. Também é possível não habilitá-lo (“LP off”).

Também se pode selecionar a constante de tempo “Short $\tau = 340$ s” ou deixar o FPA desabilitado com a opção “DC (Long)”. No primeiro caso, tem-se uma frequência de corte muito baixa, o que favorece a aquisição de sinais com variações dinâmicas. No segundo, a frequência de corte é alta, recomendado para sinais quase estáticos.

3.2.2 Placa DAQ

A placa de aquisição de dados (do inglês DAQ – Data Acquisition) é o coração do sistema de aquisição. A principal função deste hardware é converter sinais analógicos em sinais digitais e vice-versa, numa velocidade de processamento altíssima.

A DAQ presente no LAUS-UFRGS é fabricada pela Measurement Computing™. O modelo 2855A4 (PCIM-DAS-1602/16) permite uma taxa de aquisição de até 100 kS/s (10^5 pontos por segundo ou 100 kHz) distribuída em 8 possíveis entradas analógicas independentes (8 canais diferenciais) com 16 bits

¹⁵ Sensibilidade é o quociente entre a variação da resposta (sinal de saída) do sistema de medição e a correspondente variação do estímulo (mensurando). Para os sistemas lineares, a sensibilidade é constante; e para os sistemas não lineares, é variável, dependendo do valor do estímulo e determinada pelo coeficiente angular da tangente à curva de resposta.

de resolução e faixa de medição de até ± 10 V. Mesmo com entradas independentes, a taxa de aquisição é dividida entre os canais, isto é, se forem usados 4 canais, a taxa máxima por canal passa a ser de 25 kS/s.

Para evitar o efeito *aliasing* na representação de sinais contínuos analógicos por sinais discretos digitais, a taxa de aquisição deve ser pelo menos duas vezes maior que a máxima frequência do sinal a ser coletado (teorema de Nyquist). Portanto, a máxima frequência possível do sinal que poder ser adquirido num único canal dessa placa é 50 kHz. Por conseguinte, se forem usados 4 canais, a máxima frequência do sinal passa a ser de 12,5 kHz.

3.2.3 Visualização de Sinais

O LabVIEW™ é um ambiente de desenvolvimento de programas em linguagem gráfica. Diferente das linguagens de programação baseadas em texto, onde uma linha de instrução determina a execução do programa, a programação neste ambiente é baseada em um fluxo de dados que determina a execução. Os programas são chamados VI's (*Virtual Instruments*) e são divididos em duas janelas: painel frontal, que é a interface do usuário, que contém os controles, botões, dial etc. e indicadores, gráficos, LED's, entre outros, e o diagrama de bloco, onde é feita a programação, ligando ícones através de "fios" (linhas) que controlam a execução do programa.

A Figura 3.9 mostra um exemplo de um painel de controle e um diagrama de blocos que compõem uma VI dedicada ao processo de torneamento.

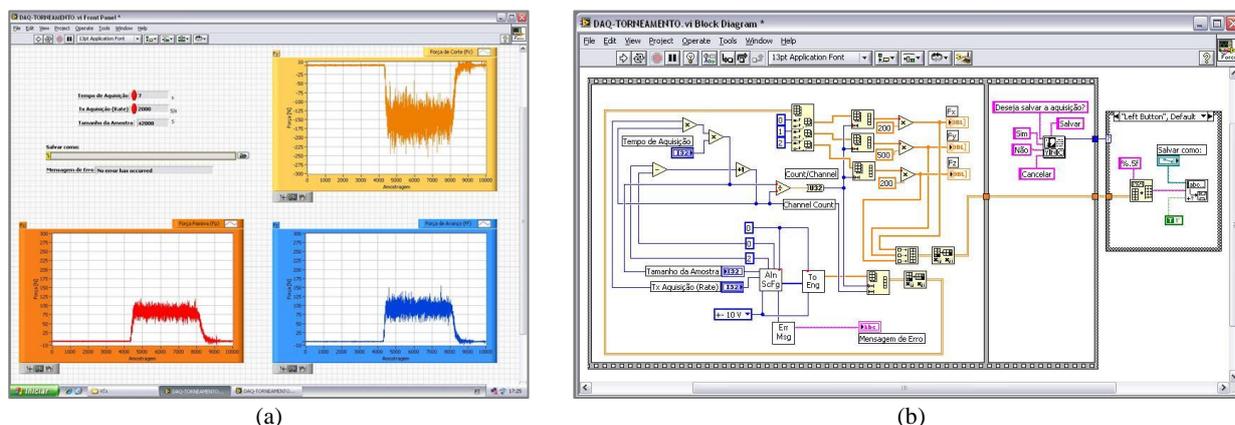


Figura 3.9 – Ambiente de programação LabVIEW™: (a) painel frontal; (b) diagrama de blocos.

As principais aplicações do LabVIEW™ são em testes e medições, automação de sistemas, aquisição de dados, controle de instrumentos etc.

3.3 Tratamento de Sinais e Extração de Características

Após o condicionamento, um tratamento refinado é realizado para extrair as informações dos sinais com a máxima confiabilidade. Esta extração caracteriza o processo de identificação de falhas, já que os sinais captados pelos sensores são usados por um sistema de caracterização de informações com o intuito de representar o estado da ferramenta ou outro fator desejado. A tarefa de identificação usualmente envolve em seu estágio preliminar o processamento dos sinais adquiridos através de análises estatísticas ou espectrais, visando a extração de características dos sinais e a geração dos chamados **índices de monitoramento**.

Dependendo do sinal sensório, diferentes técnicas de processamento podem ser aplicadas, como ilustra a Figura 3.10.

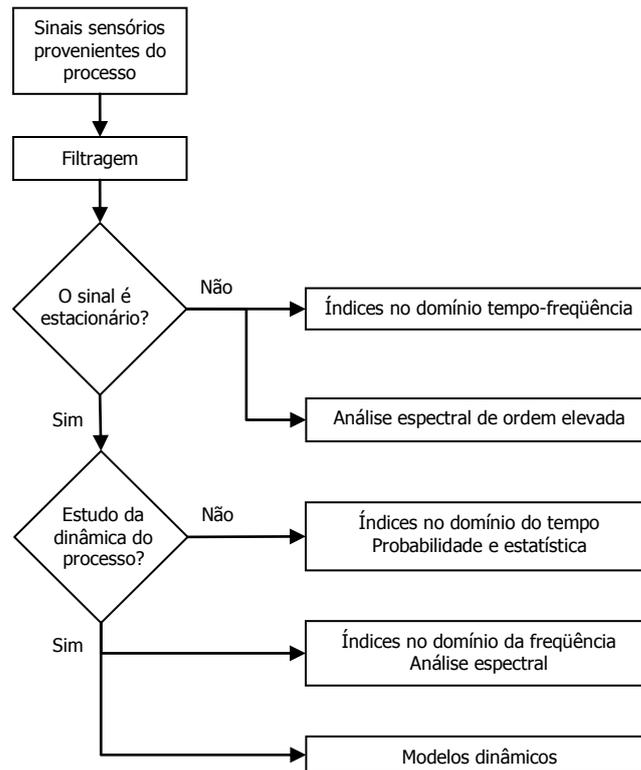


Figura 3.10 – Diretrizes para o processamento de sinais sensórios (DU *et al.*, 1995).

DU *et al.* (1995) mostram como regra geral que se o sinal for estacionário¹⁶ e estático, ele pode ser caracterizado através da distribuição no domínio do tempo. Já se o estudo da dinâmica do processo for necessário, utiliza-se da análise espectral no domínio da frequência. Caso o sinal seja não estacionário (devido a não linearidade e/ou dependência do tempo no processo), ele pode ser analisado por meio de espectros de ordem elevada e/ou distribuição no domínio tempo-frequência simultaneamente.

Em geral, os sinais sensórios gerados durante os processos de usinagem são não estacionários, mas podem ser considerados como estacionários durante intervalos de tempo reduzidos na determinação dos índices de monitoramento.

Na prática, é muito difícil decidir pelo número de informações atuantes num diagnóstico. A abordagem mais prática e sensata para a minimização de erros preventivos é tomar um número pequeno de características e gradualmente aumentar esse número. Contudo, tal aumento dificulta a implementação de um sistema baseado em “regras”. Uma abordagem utilizando redes neurais artificiais parece ser mais aceitável quando a rede pode ser retreinada a partir de exemplos.

A experiência humana é muito importante na seleção das informações extraídas dos sinais. Para uma maior eficácia do sistema, o ideal seria trabalhar somente com variáveis independentes de entrada, ou seja, a situação onde cada informação refletiria sua propriedade física por si só sem poder ser

¹⁶ Seja um sinal sensório $x(t)$. Se sua média $\mu(t)$ não depende do tempo t e sua variância $\sigma^2(t_1, t_2)$ é função somente da diferença de tempo $|t_1 - t_2|$, então o sinal é chamado **estacionário**. Caso contrário, é denominado **não estacionário**. Sinais estacionários são muito mais facilmente interpretados (RESTIVO, 1998).

substituída por outra. Além disso, as características extraídas devem ser as mais independentes possíveis das condições de corte.

Além das características extraídas dos sinais sensórios, modelos de desgastes e avarias que geralmente baseiam-se nas condições de corte (informações específicas do processo) e/ou no tempo de vida da ferramenta (informações temporais) podem ser considerados como entradas do sistema.

3.3.1 Extração de Características no Domínio do Tempo

Para sinais sensórios no domínio do tempo, os mais comuns índices de monitoramento usados são a média (μ) e a variância (σ^2), duas características estatísticas¹⁷. Se uma amostra do sinal $\{x(i), i = 1, 2, \dots, n\}$ é coletada num intervalo de tempo “ Δt ”, a média e a variância do sinal podem ser aproximadas, respectivamente, pelas equações (3.1) e (3.2).

$$\mu_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x(i) \quad (3.1)$$

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n [x(i) - \mu_x]^2 \quad (3.2)$$

O sinal “x” será considerado estacionário quando forem calculadas a média e a variância de uma segunda amostra $\{x(i'), i'=k+1, k+2, \dots, k+n\}$ no mesmo intervalo “ Δt ” usando as equações (3.1) e (3.2), e forem obtidos os mesmos valores para as amostras 1 e 2.

Os sinais sensórios são tipicamente variáveis aleatórias contínuas, ou seja, podem assumir um conjunto contínuo de valores. Portanto, as características extraídas dos sinais podem ser descritas como funções de densidades de probabilidades. A distribuição de probabilidades pode ser representada graficamente, mediante a locação da probabilidade “ $p(x)$ ” em relação à variável aleatória “x”.

As características extraídas no domínio do tempo são usadas, na maioria dos casos, em sinais de força. Por exemplo: mudanças no nível do sinal (acréscimo ou decréscimo); relações entre as componentes da força de usinagem; cálculo da média aritmética (μ) ou quadrática (RMS) da magnitude do sinal em intervalos de tempo determinados.

Na geração de índices de monitoramento baseando-se na média quadrática, considera-se a distribuição do sinal em função do tempo. O valor x_{RMS} de “n” pontos coletados num intervalo de tempo “ Δt ” pode ser calculado conforme a equação (3.3):

$$x_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [x(i)]^2} \quad (3.3)$$

Um caso especial de distribuição uniforme usualmente aplicada na análise estatística dos sinais é a distribuição β , cuja função é definida na literatura pela Equação (3.4):

¹⁷ A média aritmética, a média quadrática e a assimetria são medidas de **tendência central**, enquanto que o desvio-padrão, a variância e a curtose são medidas de **dispersão**.

$$\beta(a,b) = \int_0^1 x^{a-1}(1-x)^{b-1} \quad (3.4)$$

A função β se caracteriza por apresentar a seguinte densidade de probabilidades:

$$p(x) = \begin{cases} \frac{(a+b-1)!}{(a-1)!(b-1)!} x^{a-1}(1-x)^{b-1} & \text{para } 0 \leq x \leq 1 \\ 0 & \text{para } x < 0 \text{ ou } x > 1 \end{cases}$$

onde “a” > 0 e “b” > 0.

A média e a variância da função β podem calculadas respectivamente pelas equações (3.5) e (3.6).

$$\mu_\beta = \frac{a}{a+b} \quad (3.5)$$

$$\sigma_\beta^2 = \frac{a \cdot b}{(a+b)^2(a+b+1)} \quad (3.6)$$

Assim, os parâmetros “a” e “b” podem ser calculados em função da média e da variância, respectivamente pelas equações (3.7) e (3.8).

$$a = \mu_\beta \left[\frac{\mu_\beta(1-\mu_\beta)}{\sigma_\beta^2} - 1 \right] \quad (3.7)$$

$$b = (1-\mu_\beta) \left[\frac{\mu_\beta(1-\mu_\beta)}{\sigma_\beta^2} - 1 \right] \quad (3.8)$$

Os trabalhos de NIU *et al.* (1998) e de JEMIELNIAK e OTMAN (1998) representam quantitativamente os valores dos parâmetros de assimetria¹⁸ (S_β) e curtose¹⁹ (K_β) da distribuição β , respectivamente através das equações (3.9) e (3.10):

$$S_\beta = \frac{2(b-a)}{a+b+2} \sqrt{\frac{a+b+1}{a \cdot b}} \quad (3.9)$$

$$K_\beta = \frac{6[(a-b)^2(a+b+1) - a \cdot b \cdot (a+b+2)]}{a \cdot b \cdot (a+b+2)(a+b+3)} \quad (3.10)$$

¹⁸ **Assimetria** representa o grau de desvio ou afastamento da simetria de uma distribuição. Se S_β for negativo, o valor que é registrado com maior frequência (valor modal) é maior que a média, e vice-versa.

¹⁹ **Curtose** é o grau de achatamento de uma distribuição. Quanto maior a dispersão de valores em relação ao valor médio, menor o valor de K_β .

JEMIELNIAK e OTMAN (1998) mostram que a amplitude da média quadrática do sinal de emissão acústica (EA_{RMS}) não se altera significativamente no momento da quebra da ferramenta durante o corte interrompido, enquanto que S_β e K_β da distribuição- β apresentam boa correlação com a detecção da fratura (**FCF** – falha catastrófica da ferramenta), Figura 3.11. Vale dizer que a eficiência desta detecção depende do tamanho da amostra do sinal e do intervalo de tempo entre duas amostragens sucessivas.

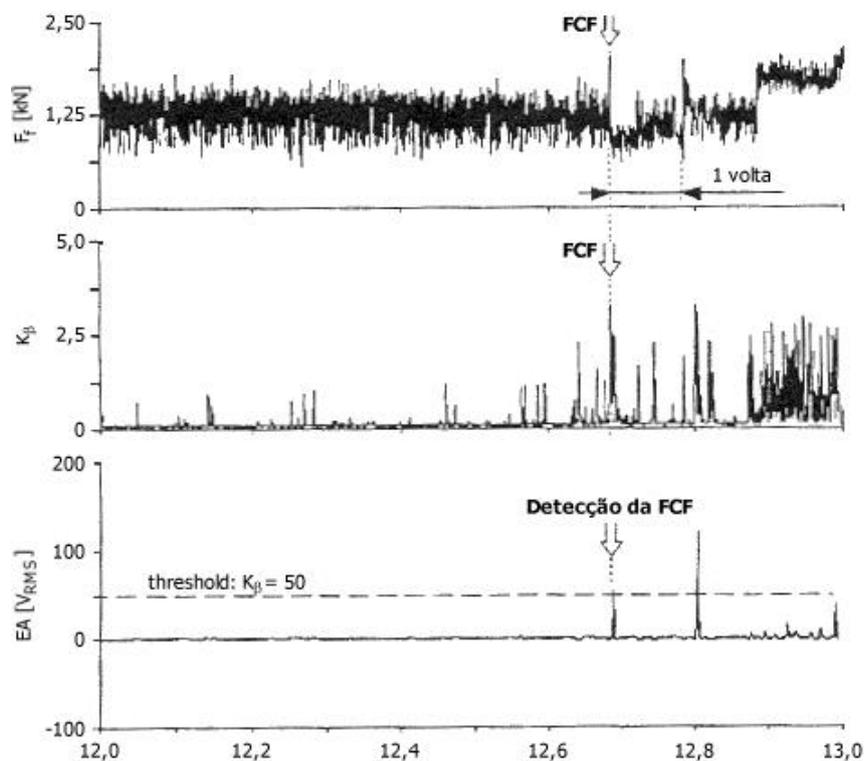


Figura 3.11 – Detecção da fratura a partir de K_β do sinal de EA no torneamento do aço 1045 usando ferramenta P30 com $f = 0,33$ mm, $v_c = 260$ m/min e $a_p = 2,5$ mm (JEMIELNIAK e OTMAN, 1998).

AR e ARMA (do inglês *Auto-Regressive* e *Auto-Regressive Moving Average*) são modelos parametrizados de autorregressão que utilizam séries temporais para efetuar o processamento de múltiplos sinais. Apesar de estes modelos serem trabalhados estatisticamente no domínio do tempo, eles são usados principalmente na detecção de sinais dinâmicos (transitórios). As vantagens destes modelos sobre os demais, segundo os pesquisadores, é o baixo custo computacional necessário. Este argumento não é muito forte, pois atualmente os processadores de sinais digitais são capazes de efetuar o tratamento dos dados adquiridos pelos sensores em tempo real – mesmo para grandes taxas de amostragem. Somente o sinal de emissão acústica (EA), que trabalha em altíssimas frequências, pode ser uma exceção a esta regra. Uma descrição completa da modelagem de sinais de EA via séries temporais autorregressivas (AR) pode ser vista no trabalho de LIANG e DORNFELD (1989).

Finalizando, vale salientar que as mudanças nos índices de monitoramento que são obtidos através de características estatísticas extraídas no domínio do tempo dependem – nem muito, nem pouco – das alterações nos valores das falhas contínuas (desgastes) da ferramenta. Já as variações nas condições de usinagem influenciam significativamente nestes índices. Embora os índices não apresentem uma relação evidente com a evolução dos desgastes e/ou com o acabamento da superfície usinada, percebe-se que ainda não é possível julgar a importância destas características nos sistemas de monitoramento devido à complexidade do processo de usinagem.

3.3.2 Extração de Características no Domínio da Frequência

A representação de um sinal proveniente de um transdutor (sensor) através da soma de funções senoidais ou exponenciais complexas, comumente chamada representação Fourier²⁰, é vantajosa na análise de sinais dinâmicos, pois serve para enfatizar certas propriedades pouco claras no sinal original (domínio do tempo).

A transformada rápida de Fourier (FFT) é um algoritmo computacional que calcula o espectro de frequências dos dados adquiridos. As séries temporais e a análise espectral por FFT são as técnicas de processamento de sinais mais comumente usadas na detecção de falhas transitórias na ferramenta. Contudo, as limitações estão na produção de boas soluções no domínio da frequência e fracas soluções no domínio do tempo devido à perda de algumas informações do sinal na transição tempo-frequência. Por isso, são usadas no processamento de sinais aleatórios estáveis.

Os índices de monitoramento tipicamente extraídos com a FFT são: (a) nível de potência total do sinal com ou sem uma componente estática; e (b) potência em diferentes faixas espectrais adjacentes. O primeiro pode também ser computado no domínio do tempo (Teorema de Parseval²¹). O segundo é bastante usado, pois é possível encontrar regiões no espectro que são, simultaneamente, sensíveis aos desgastes da ferramenta e independentes das mudanças nas condições de corte.

Com o intuito de minimizar o número desses índices, reduzir os efeitos de dispersão e ainda considerar as mudanças nas faixas espectrais é necessário fazer um ajuste relativo na largura e no número destas faixas. Uma solução alternativa, apresentada por MONOSTORI e PROHASZKA (1993), mostra que a frequência do pico mais alto do espectro (ou parte dele) pode ser usada como entrada de um modelo de desgaste, juntamente com a potência da faixa espectral ao redor deste pico.

3.3.3 Extração de Características no Domínio Tempo-Frequência

A análise de Fourier é mais eficiente no estudo de sinais estacionários aleatórios estáveis. Se o comportamento não estacionário de um sinal sensório é dependente do tempo, então a distribuição tempo-frequência passa a ser aplicada. Este tipo de distribuição pode ser vista como uma transformada que representa a energia ou a densidade do sinal nos domínios do tempo e da frequência simultaneamente. Recentemente, a análise de *wavelet* tem se apresentado como uma alternativa para a determinação de índices de monitoramento no domínio tempo-frequência.

A Transformada de *Wavelet* (WT) tem sido proposta como uma nova ferramenta para analisar o sinal monitorado de falhas na ferramenta, especialmente quebra e desgaste de flanco, na análise de vibrações autoexcitadas, e para decompor o sinal dinâmico da força de usinagem, da emissão acústica e de ondas ultrassônicas em diferentes faixas de frequência no domínio do tempo. No trabalho de NIU *et al.* (1998), a WT trabalha como um filtro, onde um único sinal sensório de emissão acústica é usado tanto na tarefa de detecção de avarias quanto de desgastes da ferramenta.

²⁰ O matemático francês JEAN-BAPTISTE JOSEPH FOURIER (1768-1830) introduziu em 1822 a expansão de funções nas séries trigonométricas (seno e co-seno) chamadas **séries de Fourier** na obra intitulada *Theorie Analytique de la Chaleur*.

²¹ O **Teorema de Parseval** ilustra a propriedade da conservação da energia, isto é, a potência contida na representação do sinal no domínio do tempo é igual à energia contida na representação do mesmo sinal no domínio da frequência.

Resultados analíticos e experimentais têm mostrado que os métodos baseados em WT podem extrair informações do processo a partir de sinais brutos da força de usinagem (estático e dinâmico) e detectar o desenvolvimento do desgaste de flanco de maneira mais eficiente, mais confiável e mais rápida que pela FFT.

A mais interessante diferença entre FT e WT é que as WT não apresentam uma única classe de funções básicas como a FT, que utiliza apenas as funções seno e cosseno. Ao invés disso, a WT possui infinitas possibilidades de funções básicas. Desta forma, a análise de *wavelet* proporciona acesso imediato às informações que poderiam ser ofuscadas por outros métodos tempo-frequência, como a análise de Fourier. Com isso, a principal desvantagem da FT (soluções apenas no domínio da frequência) pode ser superada pela WT através da solução sincronizada tanto no domínio do tempo quanto no domínio da frequência, podendo com isso extrair mais informações no domínio do tempo em diferentes faixas de frequência. Isto possibilita a formação de um sistema 3D *versus* o plano 2D tempo-frequência da FT, permitindo com que a WT seja capaz de capturar informações não-estacionárias (variação da frequência e/ou magnitude da oscilação) que a FT não consegue. O trabalho KAMARTHI e PITTNER (1997) compara a utilização das transformadas rápidas de Fourier (FFT) e de *Wavelet* (FWT) no tratamento de sinais de força (três componentes) e vibração, visando estimar (com ajuda de uma rede neural recorrente) a largura da marca de desgaste de flanco em torneamento. Como resultado, a FWT mostrou melhores resultados com os sinais de força enquanto que a FFT com os sinais de vibração. Contudo, ambas podem ser usadas na estimativa de valores contínuos de desgaste em tempo real.

Apesar de tudo, a supremacia desta técnica sobre as demais ainda não foi comprovada, já que nenhuma das publicações apresentadas aqui mostra uma comparação satisfatória das características extraídas dos sinais via WT com as obtidas por outras técnicas.

3.3.4 Seleção das Características

Os índices de monitoramento escolhidos representam de uma forma compacta as características extraídas que são sensíveis às falhas da ferramenta. O número de características deve ser grande o suficiente para representar qualquer aspecto relevante à classificação ou estimativa de desgastes e à detecção de avarias e pequeno o suficiente para evitar um *overfitting* de uma rede neural artificial.

Embora o aumento do número de características extraídas dos sinais sensórios geralmente aumente a desempenho do sistema inteligente, em alguns casos, este aumento promove a deterioração desta atuação. Uma possível explicação para o fato é que os dados estatísticos de treinamento e de teste podem ser muito diferentes para uma característica em particular. Além disso, relatam a importância da escolha de características que independam das condições de usinagem.

HONG *et al.* (1996) recomendam que se comece com um número reduzido de características e que se aumente gradualmente este número. Indicam também a necessidade de mais amostras de treinamento da rede com o aumento do número de características.

Portanto, a escolha das características será um dos fatores mais significativos no desempenho do sistema inteligente completo.

3.4 Reação ou Tomada de Decisão

Após o processamento dos sinais, o estágio posterior utiliza-se das características geradas para refinar a tomada de decisão quanto ao estado resultante da ferramenta e/ou da superfície usinada e assim, auxiliar no diagnóstico de falhas. O estado da ferramenta (que pode afetar a rugosidade) pode ser caracterizado através de duas formas de representação: baseada em **modelos** e baseada em **padrões**. A primeira é expressa através de valores quantitativos, obtidos a partir da modelagem e/ou simulação do processo (por exemplo, a saída do sistema pode ser a largura da marca de desgaste VB). A segunda se dá pela classificação do estado da ferramenta (e.g. afiada, normal ou desgastada) através do reconhecimento dos padrões de falha usando limites estáticos ou dinâmicos, padrões de referência, redes neurais artificiais, lógica nebulosa ou ainda sistemas híbridos de inteligência artificial.

Como visto anteriormente, a representação do estado da ferramenta de corte num sistema inteligente de monitoramento deve ser expressa através da classificação por reconhecimento de padrões de falha (baseado em características) usando algoritmos de inteligência computacional para o processamento de informações e aquisição do conhecimento (aprendizagem). Com o intuito de tomar a decisão certa (promover a correta classificação), os algoritmos de aprendizagem devem ser desenvolvidos. Tais algoritmos ajustam seus parâmetros de aprendizagem baseando-se em amostras observadas das informações extraídas dos sinais correspondentes aos diferentes estados da ferramenta.

Como modelo inteligente, a rede neural artificial (RNA) se destaca por ser capaz de integrar múltiplas informações captadas simultaneamente pelos diferentes sensores, enquanto que o sistema nebuloso pode basear-se nos resultados gerados pela rede para fornecer uma representação estruturada da incerteza (tipo de falha) e com isso prever com uma boa margem de segurança a situação momentânea da ferramenta.

A Figura 3.12 mostra um exemplo de representação da incerteza feita por ZIMMERMANN (1998).

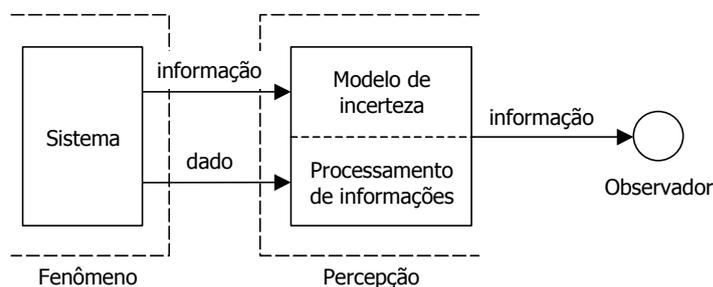


Figura 3.12 – Representação esquemática da incerteza (ZIMMERMANN, 1998)

3.4.1 Reconhecimento de Padrões de Falha

O ser humano possui habilidades únicas de reconhecer padrões. Estas habilidades estão diretamente relacionadas com a capacidade cerebral de identificar, isolar, associar e reconhecer formas, sons ou outras sensações. A evidente complexidade destas habilidades (sentidos, memorização, combinação e avaliação) tem conduzido cientistas a tentar explorá-las e também tem incentivado pesquisadores a desenvolver metodologias computacionais que possibilitem imitá-las.

A filosofia de implementação de qualquer metodologia de sensoriamento visando o diagnóstico e/ou o monitoramento do processo para o reconhecimento de padrões de falha pode ser dividida em duas abordagens: *classificação* e *modelagem*.

- *Classificação*: quando o sinal de saída apresentar alguma relação característica com o processo de usinagem e as falhas resultantes na ferramenta de corte, define-se o comportamento do sinal sensório perante a situação “normal” do processo considerado (ferramenta nova). Se o sinal monitorado desviar-se do padrão considerado “normal”, tem-se uma provável falha (ferramenta velha).
- *Modelagem*²²: determina-se um modelo que seja capaz de relacionar a saída do sensor com a mecânica do processo. Então, com a informação fornecida pelo sensor, utiliza-se o modelo para prever o comportamento do processo.

Ambas são úteis em circunstâncias distintas. Talvez a primeira seja mais direta e/ou objetiva, mas infelizmente está sujeita a interpretações errôneas caso ocorra alguma alteração no processo que não esteja prevista na classificação “normal-anormal”. Assim, algumas estratégias são necessárias, como os **limites (estáticos e dinâmicos)** e os **padrões de referência**. Tais estratégias funcionam bem com eventos discretos (avarias), mas é complicado aplicá-las em alterações contínuas (desgastes) do processo. As variações nas propriedades do material, nas condições de corte etc. podem mascarar a relação do desgaste da ferramenta com as características extraídas dos sinais ou, no mínimo, limitar a faixa de aplicabilidade ou requisitar um aprendizado (treinamento) extensivo. A técnica mais bem sucedida baseia-se na extração das informações dos sinais devidamente processados, removendo a influência das variáveis relacionadas ao processo (e.g. velocidade de corte). Neste caso, sistemas mais elaborados de processamento de sinais precisam ser aplicados.

3.4.1.1 Limites estáticos e dinâmicos

O sinal fornecido pelo sensor deve ser devidamente tratado para que se possam detectar indiretamente as perturbações do processo (no caso, as falhas na ferramenta). O método mais simples usado utiliza o nível mínimo estático de detecção, ou **limite estático** (Fig. 3.13). O método trabalha da seguinte forma: se o limiar estabelecido é ultrapassado pelo sinal por causa de alguma alteração no processo, esta situação acusa a ocorrência de um desgaste avançado na ferramenta, ou a presença de fratura na mesma, ou ainda uma provável colisão. Este método pode ser efetivo na detecção de condições anormais grosseiras, mas podem ser adversamente afetadas pelas variáveis dependentes do processo.

Como o limite estático pode ser aplicado somente quando as condições de usinagem são constantes (profundidade de corte, homogeneidade da dureza do material da peça etc.), a utilização do **limite dinâmico** é mais apropriada na maioria das situações (Fig. 3.13). Neste caso, o sistema de monitoramento estabelece automaticamente o limite superior e o inferior a partir das parcelas estáticas e dinâmicas do sinal medido. Assim, se a solicitação estática ou a dinâmica da ferramenta aumenta, os limites que acompanham o sinal se adaptam em relação ao sinal medido de forma automática.

No entanto, a velocidade de adaptação dos limites ao sinal medido é limitada, de forma que estes não conseguem acompanhar os sinais em uma variação muito rápida (como na detecção de fratura). Consequentemente, tem-se a passagem acima do limite superior, seguida pela passagem abaixo deste, fazendo com que os limites sejam congelados a partir do instante anterior. Se na sequência tem-se a

²² Etapa da análise de um sistema, na qual são definidos os recursos, itens de dados e suas inter-relações.

passagem abaixo do limite inferior congelado, o alarme é disparado, indicando a quebra da ferramenta (Fig. 3.14a). Se o sinal medido permanecer acima do limite superior por um tempo predefinido, o alarme indica que houve lascamento (Fig. 3.14b). Isto mostra que estratégias específicas permitem que se possa distinguir entre quebra e lascamento de uma ferramenta, onde ambas apresentam uma variação muito rápida do sinal, mas levam a consequências distintas.

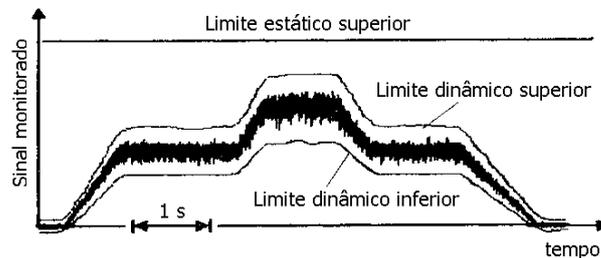


Figura 3.13 – Limites estáticos e dinâmicos (BYRNE *et al.*, 1995).

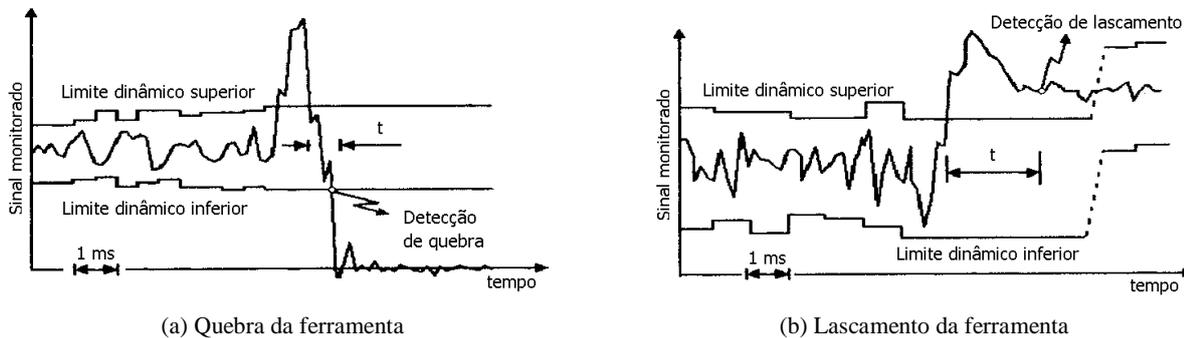


Figura 3.14 – Detecção da fratura em duas situações distintas (KLUFT, 1992).

O reconhecimento da quebra é extremamente rápido, de forma que em um intervalo de apenas 5 milissegundos o sistema de monitoramento pode emitir um sinal para a parada dos acionamentos de avanço da máquina-ferramenta com CNC aberto.

3.4.1.2 Padrões de referência

Os padrões de referência comparam o sinal “real” adquirido em certo intervalo de tempo com um sinal “ideal” previamente armazenado. O sistema armazena uma quantidade de dados de referência (padrão “ideal” do sinal de força adquirido) que possam representar a fratura da ferramenta. A Figura 3.15 ilustra dois exemplos: quebra de uma ferramenta de metal-duro e quebra de uma de cerâmica.

O comportamento da quebra de uma ferramenta de metal-duro mostra o crescimento abrupto do sinal de força seguido de uma queda rápida a zero. Na ferramenta de cerâmica, a subida não se verifica: ocorre apenas a queda do sinal.

A detecção da fratura através de padrões de referência tem a vantagem de não depender da magnitude do sinal resultante do processo. Assim, o sistema pode ser otimizado para ignorar as alterações no processo que não têm relação com o estado da ferramenta (e.g. dimensão da peça, material da peça, parâmetros de corte etc.). A desvantagem deste tipo de estratégia é que um ciclo de “treinamento” é

necessário para se armazenar o sinal “ideal”. Além disso, o fato de que os sinais precisam ser armazenados indica que mais memória seja necessária ao sistema.

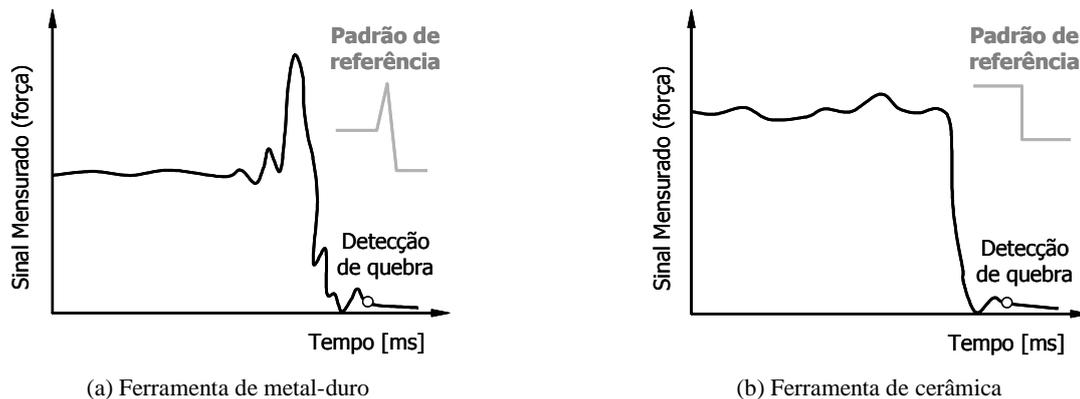


Figura 3.15 – Padrões de referência na detecção da fratura da ferramenta (JEMIELNIAK, 1999).

3.4.2 Inteligência Computacional

Os algoritmos de aprendizagem em inteligência computacional podem ser **simbólicos**, baseando-se na ideia de que os processos de percepção e conhecimento podem ser modelados (adquirir, manipular, associar e modificar representações simbólicas) ou **subsimbólicos**, trabalhando com valores numéricos.

Devido à natureza numérica do monitoramento do estado da ferramenta de corte em tempo real, relativamente poucos trabalhos foram disponíveis na aplicação de técnicas de aprendizado simbólica neste campo em comparação com a abordagem numérica.

Dentre os modelos numéricos mais conhecidos para a representação da incerteza, talvez a teoria dos conjuntos nebulosos seja o mais tradicional para o tratamento da informação imprecisa e vaga. Já o conexionismo²³ é a principal linha de pesquisa da inteligência artificial (IA) subsimbólica (numérica) e tem por objetivo investigar a possibilidade de simulação de comportamentos inteligentes através de modelos baseados na estrutura e funcionamento do cérebro humano.

Os conjuntos nebulosos podem ser considerados como um “link natural” entre as abordagens simbólica e numérica. Por um lado, tais conjuntos podem trabalhar em situações de tempo real e manipular incertezas geradas pela abordagem conexionista. Por outro, podem gerenciar tanto informações simbólicas quanto numéricas. Contudo, é muito difícil identificar as regras nebulosas e modular as funções de pertinência do raciocínio nebuloso.

Nos últimos anos, o potencial da manipulação da incerteza pelos conjuntos nebulosos tem sido associado com a abordagem cognitiva, que por sua vez possui habilidades de integração de múltiplas informações, características de adaptação e aprendizagem. Esta simbiose vem gerando novas classes de sistemas híbridos *neuro-fuzzy*, combinando assim potenciais e características individuais em sistemas adaptativos e inteligentes.

²³ Outros nomes utilizados para o domínio: redes neurais, processamento paralelo distribuído, sistemas neuromórficos, redes adaptativas, neurocomputação, computação coletiva e computação biológica (BITTENCOURT, 1998).

3.4.2.1 Redes Neurais Artificiais

Uma rede neural artificial (RNA) é um processador de informações baseado em modelos matemáticos que imitam as habilidades do sistema nervoso biológico a partir de um grande número de elementos de processamento (neurônios artificiais) simples intensamente interligados. Este sistema computacional processa as informações através de uma resposta aos estímulos (entradas) externos. Assim, a estrutura de uma rede neural artificial é definida pela arquitetura de conexões entre os neurônios, pelas regras que determinam se um elemento de processamento irá disparar, e pelas regras que controlam as alterações nas relações (pesos) entre as interligações individuais e os neurônios de entrada. Tal estrutura é gerada e modificada através do treinamento da rede.

A adaptação (ou capacidade de aprender) é uma das melhores características das redes neurais. Uma rede neural pode mapear um conjunto de padrões de entrada em padrões de saída simplesmente por exposição aos exemplos de mapeamento. Este procedimento, chamado de **treinamento**, permite a geração e a modificação gradual da rede através da adaptação dos pesos que conectam os nós, aproximando os resultados obtidos pela rede daqueles que eram esperados.

As aplicações das redes neurais em usinagem e em sistemas de monitoramento das condições da ferramenta TCM têm sido reportadas desde 1987. Estes trabalhos demonstraram a viabilidade da utilização da RNA para integrar informações provenientes de múltiplos sensores visando monitorar os estados da ferramenta em usinagem. Foi relatado que os vários parâmetros na RNA deveriam ser cuidadosamente escolhidos para assegurar eficiência e ótimo desempenho do sistema de monitoramento de processos. A maioria das aplicações envolve redes estáticas com processamento serial (sem realimentação), destacando as redes neurais tipo *feed-forward* (FFNN). As redes tipo *perceptron* de múltiplas camadas (MLP – do inglês *multi-layer perceptron*) apresentam uma das configurações mais bem sucedidas de redes tipo FFNN. As redes tipo MLP (exemplo na Fig. 3.16) são muito usadas nesses sistemas para a classificação dos diferentes estados de desgaste no flanco da ferramenta durante a operação de corte e na estimativa dos valores de desgaste de flanco da ferramenta em usinagem.

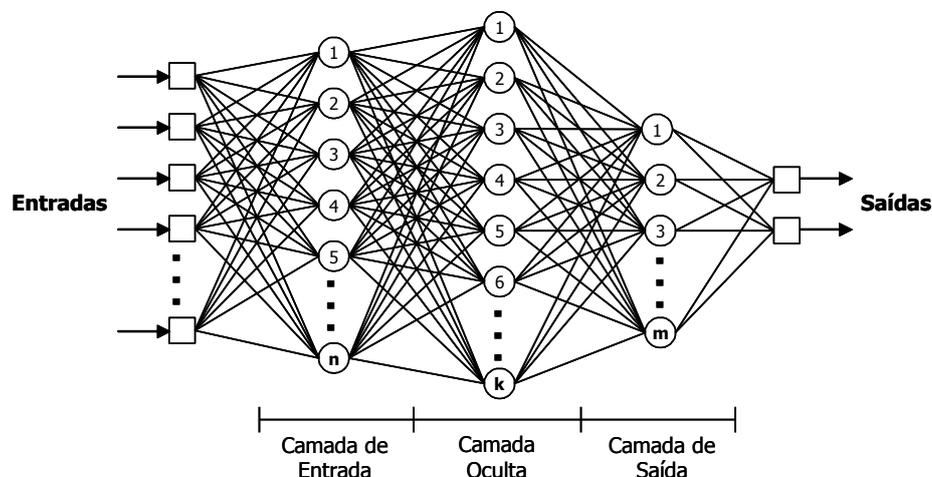


Figura 3.16 – Exemplo de uma rede neural artificial tipo MLP

DORNFELD (1990) mostra a aplicação de redes neurais artificiais (RNA's) em sistemas de monitoramento da ferramenta. Testes foram feitos em um torno na usinagem de material endurecido de forma a induzir rápidas falhas na ferramenta. Foram captados sinais de EA e força durante o corte. Foi

demonstrada a aplicabilidade das RNA's na fusão de sensores. Os resultados mostraram um esboço de melhoria na supressão de ruídos e na habilidade de classificação das redes neurais com a aplicação de funções lineares e algoritmos de treinamento por retropropagação²⁴ (BP – *back-propagation*).

Com o propósito de detectar falhas na ferramenta, redes de tamanho relativamente pequeno trabalharam bem. Em muitos trabalhos publicados, uma RNA de arquitetura simples (três camadas) foi empregada. O número de neurônios de saída selecionado foi dois (ferramenta normal e quebrada, desgastada e afiada, etc.). Foram usadas redes seriais (do inglês *feed-forward*) com algoritmos de treinamento BP. Esta estrutura simplificada pode tornar possível a aplicação de RNA em sistemas de monitoramento do estado da ferramenta de corte na indústria.

3.4.2.2 Lógica Nebulosa

A lógica nebulosa LNB (do inglês *Fuzzy Logic*) permite o tratamento de expressões que envolvam variáveis linguísticas descritas de forma não exata, isto é, apresentem falta de clareza e incertezas. Cinco causas de falta de clareza podem ser consideradas: imperfeição, não determinismo, múltiplos significados, incerteza (estatística) e incerteza não estatística. A nebulosidade é uma incerteza não estatística e a lógica nebulosa lida com ela.

O tratamento de expressões que envolvem variáveis linguísticas pode ser realizado através da utilização da lógica nebulosa que, por sua vez, se baseia em conceitos de conjuntos nebulosos.

Um conjunto é uma coleção de objetos. Na teoria clássica, um objeto possui apenas duas possibilidades quanto à sua relação com um conjunto: pertence ou não pertence. Na teoria dos conjuntos nebulosos, um objeto possui variados graus de pertinência.

Os conjuntos nebulosos foram introduzidos inicialmente por Lofti A. Zadeh (Universidade da Califórnia – Berkeley, EUA) em 1965, com a intenção de modelar informações imprecisas e vagas do cotidiano. A teoria de conjuntos nebulosos proporciona um mecanismo para representar conceitos linguísticos tais como “muito”, “pouco”, ou “quase”, e um meio para mensurar o grau de um padrão presenciado ou a situação ocorrida.

Em termos específicos, os conjuntos nebulosos têm por objetivo modelar os modos imprecisos do raciocínio, que desempenham papel importante na habilidade humana de tomar decisões em ambientes incertos. Esta habilidade depende da capacidade de inferir respostas a uma questão baseada num conhecimento armazenado, cuja fonte é imprecisa ou não confiável. A simplificação na aquisição do conhecimento e o uso de variáveis linguísticas possibilitam que se aproxime do pensamento humano.

A Figura 3.17 mostra o conceito de estratégia nebulosa para tomada de decisão. Nesta, A_H e B_H são duas categorias classificadas pela decisão complexa (*hard decision*), enquanto A_S e B_S são classificados pela decisão nebulosa (*soft decision*). O *threshold* é usado para a tomada de decisão complexa e forma uma interrupção abrupta no limite. A estratégia nebulosa para a tomada de decisão divide o espaço de classificação com “limites suavizados” contínuos.

²⁴ Além do modelo **FFBP** de larga aplicação, outros modelos de redes neurais foram propostos ao longo dos anos, cada um deles com suas vantagens e desvantagens: *Perceptrons* (reconhecimento de caracteres), *Adaptive Linear Element* (sistemas de controle), *Counter-propagation* (reconhecimento de padrões e análise estatística), *Hopfield* (recuperação de dados e fragmentos de imagens), *Bidirecional Associative Memories* e *Kohonen* (reconhecimento de padrões).

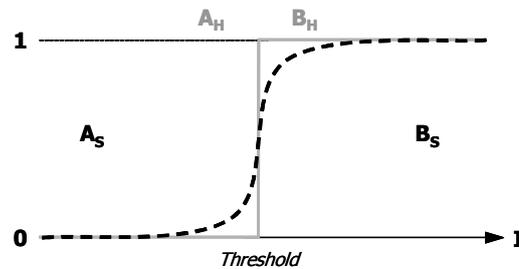


Figura 3.17 – Ilustração do conceito de estratégia nebulosa (LI e ELBESTAWI, 1996).

A lógica nebulosa é uma extensão natural da lógica booleana clássica para números reais. Na álgebra de Boole, se **0** representar “falso”, **1** representará “verdadeiro”, sem outras possibilidades. Já na LNB, embora os extremos sejam interpretados da mesma maneira que na lógica booleana, todas as frações entre **0** e **1** existem e são empregadas para indicar graus variáveis de verdade.

Em fabricação, a LNB foi principalmente usada nas aplicações em estratégias de controle. Recentemente, padrões nebulosos foram introduzidos para descrever os estados do processo de corte em metais e do monitoramento do estado da ferramenta (TCM). A aplicação da lógica nebulosa no monitoramento de processos de fabricação é particularmente atrativa em situações onde mais de um estado da ferramenta resulta em alterações quase idênticas nas saídas dos sensores. Além disso, a lógica nebulosa oferece em sistemas TCM a vantagem de proporcionar meios sistemáticos para lidar com as incertezas inerentes ao processo, particularmente no delineamento da relação entre o estado da ferramenta e as diversas características do processo.

A Figura 3.18 ilustra um exemplo da aplicação das funções nebulosas de pertinência na classificação de desgastes da ferramenta. Observa-se que a vida da ferramenta foi dividida em cinco estágios de desgastes de flanco (VB): “inicial”, “normal”, “aceitável”, “severo” e “crítico”. As funções de pertinência foram estabelecidas baseando-se em dados empíricos e no comportamento do sistema. A forma trapezoidal foi escolhida devido à dificuldade de quantificar qual o percentual exato da largura da marca de desgaste corresponde a certa variável linguística. No caso, quando $VB = 283 \mu\text{m}$, a ferramenta tem 66% de desgaste “aceitável” e 34% de desgaste “normal”.

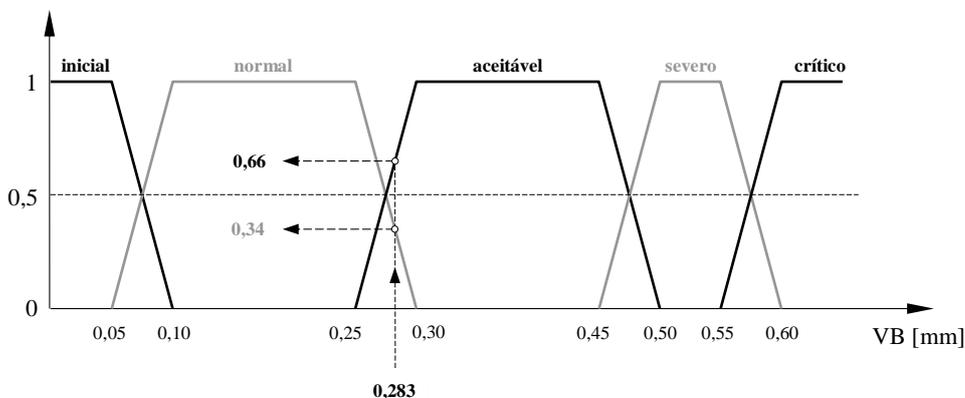


Figura 3.18 – Aplicação da lógica nebulosa na classificação de desgastes (LI *et al.*, 2000).

3.4.2.3 Sistemas *Neuro-fuzzy*

A combinação da lógica nebulosa com as redes neurais artificiais tornou-se interessante praticamente quando ambas puderam ser integradas nos projetos de sistemas inteligentes. As redes neurais artificiais proporcionam a possibilidade de intervir numa grande quantidade de dados sensórios simultaneamente usando elementos simples de processamento, e a lógica nebulosa fornece uma armação estrutural que se utiliza destes resultados de baixo nível (simplesmente processados).

Os sistemas *neuro-fuzzy* aliam a **capacidade de aprendizagem** das RNA's com a **facilidade de interpretação** da LNB. Embora haja muitas possibilidades de combinação entre tais técnicas, as quatro combinações mostradas na Figura 3.19 têm sido aplicadas em sistemas atuais de produção.

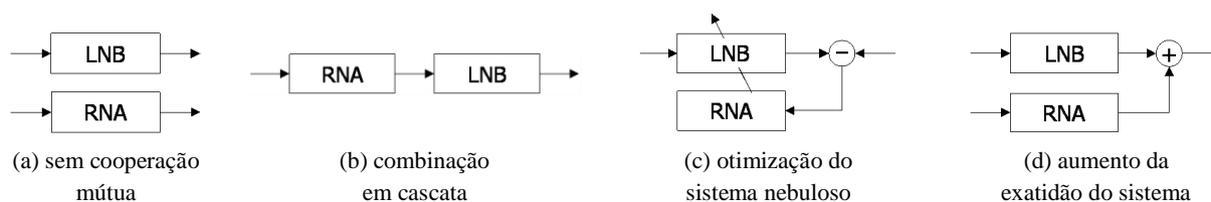


Figura 3.19 – Tipos de combinação entre RNA e LNB (LI *et al.*, 2000).

A Figura 3.19(a) mostra o caso onde o dispositivo utiliza-se dos dois sistemas para propósitos distintos, ou seja, não há uma cooperação mútua. O modelo da Figura 3.19(b) mostra a combinação em cascata entre RNA e LNB, onde geralmente a saída da rede neural torna-se a entrada do sistema nebuloso (poderia ser o inverso). A Figura 3.19(c) utiliza a RNA para otimizar os parâmetros da LNB pela minimização do erro entre a saída da LNB e a especificação fornecida. Este esquema refere-se ao modelo combinado com aprendizado de rede, onde o sistema total é descrito através da LNB, mas os membros da LNB são produzidos e ajustados através do aprendizado da RNA. A Figura 3.19(d) mostra um modelo combinado com uma estrutura de igualdades, onde a saída da LNB é conectada à saída da RNA para aumentar a exatidão na saída do sistema.

3.4.2.4 Comentários

O trabalho de Balazinski *et al.* (2002) descreve a aplicação das três técnicas de inteligência computacional citadas anteriormente (RNA – redes neurais artificiais, LNB – lógica nebulosa e SNF – sistemas *neuro-fuzzy*) na estimativa dos desgastes da ferramenta de corte em torneamento a partir da extração de informações das componentes de avanço (F_f) e passiva (F_p) da força de usinagem. O valor de VB medido em função do tempo foi comparado com os valores estimados nas três técnicas. Os resultados obtidos foram satisfatórios em todos os casos, indicando com segurança o fim de vida da ferramenta de corte. As diferenças entre os valores estimados para cada um dos métodos foram tão pequenas que não foi possível concluir qual é a melhor técnica a ser aplicada em TCM, como mostra a Figura 3.20. Já as diferenças na utilização destas técnicas em chão-de-fábrica são bastante significativas.

Segundo os autores, a construção da base de conhecimento para uma LNB depende da habilidade e da experiência do operador, pois ele precisa saber analisar os resultados preliminares do monitoramento indireto do desgaste. Isto faz da LNB o sistema de implantação mais complexa. Na utilização de RNA, tanto o número de neurônios na camada oculta quanto o número de iterações (ciclos de treinamento ou *epochs*) podem ser selecionados arbitrariamente, pois eles pouco influenciam na performance do sistema. Os resultados dos testes preliminares (dados de aprendizado) não precisam ser apresentados ao operador.

Ao invés disso, ele simplesmente alimenta a entrada do sistema. A desvantagem da RNA está no longo período de treinamento (aprendizagem), que torna inconveniente sua implantação. Similarmente à RNA, a estrutura (número de regras) e o número de interações do SNF não têm influência significativa no desempenho do sistema. Também, o operador não precisa conhecer os resultados dos testes preliminares. A mais importante diferença entre RNA e SNF está no tempo de treinamento: no SNF, o tempo é tão curto que o método pode ser facilmente otimizado e implementado em chão de fábrica.

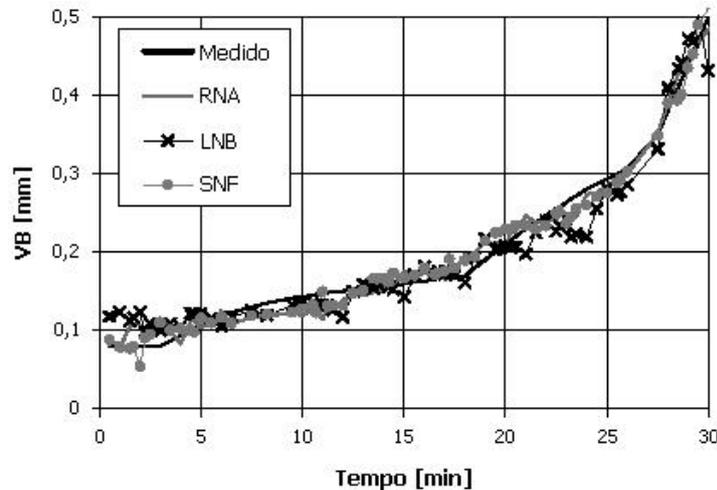


Figura 3.20 – Comparação entre RNA, LNB e SNF na estimativa de VB (Balazinski *et al.*, 2002).

3.5 Sistemas de Monitoramento Comercializados

Apesar do grande número de trabalhos sobre monitoramento de processos de usinagem, aplicando novos conhecimentos tecnológicos na aquisição e processamento de sinais, a aplicação destes sistemas em ambientes industriais é muito reduzida, limitada e pouco confiável. Além disso, os ajustes destes sistemas para emprego em chão de fábrica são demorados, o que justifica sua função para produções seriadas (grandes lotes), onde os parâmetros de corte são muito pouco alterados.

O objetivo dos sistemas comercialmente aplicados em reconhecer o desgaste excessivo através do monitoramento do estado da ferramenta de corte durante a fabricação seriada, visando evitar a quebra do inserto e paralisar a máquina-ferramenta imediatamente, tem sido alcançado com sucesso em poucos casos (exclusivamente em operações de desbaste).

O desempenho de um sistema de monitoramento depende dos seguintes fatores: o tipo de transdutor aplicado; a exatidão da resposta do transdutor; a natureza das variáveis dependentes do processo; e a técnica de processamento de sinais utilizada na análise do sinal sensório. A maioria dos sistemas comercialmente disponíveis utiliza a força de usinagem ou suas derivações (torque, momento torçor, potência ou corrente do motor) como grandeza a ser monitorada. Um dinamômetro composto por transdutores extensométricos (*strain-gages*) pode medir um ou mais eixos; mas em todos os casos, a exatidão da resposta deve estar assegurada para não comprometer o comportamento do sistema.

Muitas variáveis dependentes do processo de usinagem como: flutuações no lote de peças, variações no material bruto, variações de dureza na peça e operação de corte interrompido podem ter um impacto negativo no desempenho de um sistema de monitoramento. Estes fatores podem produzir variações nos sinais sensórios que são similares às alterações provocadas pelas falhas na ferramenta de

corrente. Quando isto acontece, poderá haver alarme falso pelo excesso de sensibilidade do sistema; ou a não detecção de falhas quando elas ocorrerem pela falta de sensibilidade do referido sistema.

Fabricantes como Artis/Marposs, Montronix, Prometec e Nordmann utilizam na maioria dos casos apenas um único sinal sensório de força (geralmente a componente de corte) para a detecção da quebra da ferramenta, com tratamento baseado em filtragem, média e RMS. Além disso, a estratégia de detecção de falhas baseia-se quase sempre nos “limites estáticos”, onde se detecta uma anomalia quando o sinal ultrapassa os limites estabelecidos.

A Figura 3.21 ilustra alguns dos sistemas comercialmente aplicados.



Figura 3.21 – Exemplos de sistemas de monitoramento comerciais

Mesmo com o desenvolvimento de estratégias mais sofisticadas de processamento de sinais, como os “limites dinâmicos” da PROMETEC, “reconhecimento de padrões” e “avaliador de desgastes” da MONTRONIX, somente a última utiliza-se da combinação de diferentes sinais captados simultaneamente (três componentes da força de usinagem) para a estimativa de desgastes (mesmo assim, exclusiva para torneamento). A medição de dois ou mais eixos simultaneamente requer um dinamômetro mais sofisticado e custoso, para que os efeitos negativos das variações do processo de usinagem possam ser minimizados. Essa dependência entre os sensores empregados e o processamento dos sinais gerados mostra que uma melhoria no sensoriamento é apenas uma possibilidade de se ter um melhor resultado no reconhecimento de desgastes ou na detecção de avarias. A escolha dos sensores adequados a um

determinado processo deve ser feito em concordância com a estratégia de monitoramento empregada ou com o sistema de aquisição de dados (hardware).

Como tendência, Kluft (1992) afirma que os usuários de máquinas-ferramenta desejam cada vez mais dispor de um sistema único que seja capaz de monitorar simultaneamente a máquina, a ferramenta e o processo, para que possa garantir facilidades de operação, treinamento e manutenção. Este fato impõe exigências severas à flexibilidade do sistema de monitoramento, pois este deve ser capaz de:

- integrar-se a qualquer tipo de comando numérico computadorizado;
- ser compatível com as interfaces de comando da máquina;
- permitir a adição de diversos sensores; e
- dispor de estratégias de monitoramento adequadas.

A solução encontrada foi compor o sistema de monitoramento em módulos independentes.

4 AVALIAÇÃO DA DISCIPLINA

A Média Final (MF), arredondada em frações de meio ponto (0,5), é calculada a partir de três avaliações (TE, AVP e AO) cujas notas são arredondadas em frações de um décimo (0,1):

$$MF = (4 \cdot TE + AVP + 2 \cdot AO) / 7$$

- TE = trabalho escrito em formato de artigo.
- AVP = apresentação em laboratório da parte prática realizada..
- AO = apresentação oral do trabalho.

4.1 Trabalho Escrito em Formato de Artigo (TE)

Esta nota é composta de atividades parciais desenvolvidas em etapas ao longo do semestre: a) revisão bibliográfica (20%); b) materiais e métodos (15%); c) resultados e conclusões (15%); d) trabalho final (50%). O *Template das Etapas* está na homepage da disciplina.

4.1.1 Prólogo

Antes de iniciar o seu trabalho, elabore um esqueleto do documento escrito definindo-se uma espécie de SUMÁRIO, isto é, qual o assunto que será abordado em cada uma das seções. Faça uma breve descrição em cada seção sintetizando a ideia central em cada item. Sugere-se fazer um organograma para facilitar a definição das partes. Faça também um cronograma de atividades, estabelecendo prazos e metas para atingir cada etapa do trabalho.

4.1.2 Revisão Bibliográfica

Aqui se deve abordar a temática e a proposição do artigo.

Qual é o problema a ser abordado? Historicamente, como foram e/ou são resolvidos problemas semelhantes? Existe mais de uma solução? Sim ou não? Quais são elas? Qual a melhor delas? Qual(quais) não é(são) adequada(s)? Baseado em quê você fez sua escolha?

Aqui se faz a Revisão da Literatura. Fale sobre o tema escolhido dentro do contexto de Monitoramento de Processos de Fabricação por Usinagem. Descreva o objetivo do trabalho e sua importância técnico-científica (acadêmica e/ou empresarial).

As Referências Bibliográficas (relação de todas as bibliografias, usadas como referência, que são necessariamente citadas no desenvolvimento do texto), ao final do documento escrito, são geradas automaticamente à medida que você cita ou referencia uma obra.

Descreva a proposta do trabalho. Quais as suas metas que possibilitam alcançar o objetivo do trabalho? Fale sobre seu trabalho e mostre que o problema abordado pode ser solucionado pelo tema que você escolheu através de argumentos que sustentem a sua hipótese.

4.1.3 Materiais e Métodos

Aborde o tema escolhido e o trabalho proposto. Descreva detalhadamente a metodologia utilizada, justificando tudo que foi feito (escolha dos materiais, dos métodos, dos dispositivos, dos equipamentos, das máquinas, das equações, dos catálogos, das normas etc.). Aqui se enquadram os procedimentos

experimentais, as medições realizadas, os tratamentos dos dados, as simulações, as deduções, os modelos matemáticos, enfim, a maneira que o tema foi aplicado no seu trabalho.

4.1.4 Resultados e Conclusões

Aqui se deve abordar os resultados, a discussão dos resultados e as principais conclusões tiradas destes resultados.

Apresente os resultados alcançados, sejam eles positivos ou negativos. Comente os resultados com base na literatura e na argumentação do Item 4.1.2. Que problemas você encontrou? Que divergências ou similaridades em relação a trabalhos semelhantes você encontrou? Quais as dificuldades vivenciadas? Qual o aprendizado adquirido? Justifique tudo.

O que você pôde concluir com seu trabalho prático. As metas, as proposições e/ou os objetivos foram alcançados? Sim? Não? Como? Quais os pontos fortes e/ou fracos que devem ser realçados? Onde poderia ser melhorado? Faltou abordar alguma coisa? Sim? Não? Justifique o estado em que seu trabalho foi finalizado.

4.1.5 Trabalho Final

Com as etapas 4.1.2 a 4.1.4 concluídas, é possível estruturar o artigo. Acrescente tudo no formato do *Template do Artigo* (homepage da disciplina). Não se preocupe com o excesso de páginas (o limite é 10 páginas), já que é mais fácil retirar o excedente que acrescentar coisas novas.

Tendo os conjuntos do desenvolvimento e da conclusão finalizados, parte-se então para a escrita da introdução, do resumo (e também do *abstract*) e do título.

Na introdução (ou Seção 1 do Artigo), apresente o que te motivou a escolher o tema dentro daquilo que foi abordado nas disciplinas ENG03343 – Processos de Fabricação por Usinagem e ENG03353 – Medições Mecânicas. Que problemas existem? Que soluções serão apresentadas? Dê uma prévia ao leitor – mesmo que ele seja “leigo” no assunto – do que será apresentado no documento. Esta seção deve ser a penúltima a ser escrita.

Já o resumo deve conter uma apresentação sintetizada de todo o artigo, de forma clara e concisa, destacando os pontos de maior interesse e importância do trabalho (objetivo, metodologia, resultados e conclusões). Redigir, em parágrafo único, de 150 a 300 palavras. Apresentar, na mesma página, as palavras-chave do trabalho (de 3 a 5). O *Abstract* é o resumo traduzido para o inglês. Esta seção deve ser a última a ser escrita.

Por fim, o título deve representar em uma única frase o trabalho realizado como um todo. O título tem a ver com o tema escolhido, mas não deve ser igual, pois o título representa pontualmente o que foi feito dentro do tema.

4.2 Apresentação em Laboratório da Parte Prática Realizada (APV)

Esta nota consiste na apresentação oral e na descrição dos materiais e dos métodos utilizados na realização do trabalho. Esta explanação será feita *in loco*, onde deverá ser explicado a todos os presentes o que e como foi feito o trabalho.

O grupo deverá elaborar um pôster (*Modelo de Pôster* na homepage da disciplina) com imagens representativas e imprimi-lo em Formato A4 para todos os alunos da turma dos outros grupos e para o professor do trabalho prático realizado.

4.3 Apresentação Oral do Trabalho (AO)

Esta nota consiste da apresentação/defesa do trabalho realizado e da arguição por parte dos presentes.

Um integrante do grupo será sorteado na hora para a apresentação de todo o trabalho em até 15 (quinze) minutos. Se todo o tempo for ocupado pelo apresentador, os demais integrantes não terão a palavra para complementar o que foi dito pelo colega. Se não for preenchido o tempo, os outros poderão completar a apresentação do colega (sempre respeitando o limite máximo de 15 minutos).

Outros 15 minutos serão dedicados a perguntas do professor e dos colegas dos outros grupos.

Vale lembrar que o resumo do trabalho apresentado deve ser entregue no formato especificado (*Template do Resumo* na homepage da disciplina) aos colegas dos outros grupos.

REFERÊNCIAS

- ABELLAN-NEBOT, J. V.; SUBIRÓN, F. R. **A review of machining monitoring systems based on artificial intelligence process models.** *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v.47, n.1-4, p.237-257, 2010.
- AGUIRRE, Luís A. *Fundamentos de Instrumentação*. São Paulo: Person do Brasil, 2013, 331p.
- ALMEIDA, S. L. R.; BERNARDO, V.; COPPINI, N. L. **Aplicação de lógica fuzzy e redes neurais para a otimização de condições de usinagem.** *Revista Máquinas e Metais*, v.31, n.365, p.98-106, 1996.
- AMBARDAR, A. *Analog and Digital Signal Processing*. 2.ed., Pacific Grove: Books/Cole Publishing Company of ITP, 1999. 807p.
- BALAZINSKI, M.; CZOGALA, E.; JEMIELNIAK, K.; LESKI, J. **Tool condition monitoring using artificial intelligence methods.** *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, v.15, n.1, p.73-80, 2002.
- BARRON, R. *Engineering Condition Monitoring: Practice Methods and Applications*. Harlow: Addison-Wesley, 239p, 1996.
- BEGGAN, C.; WOULFE, M.; YOUNG, P.; BYRNE, G. **Using acoustic emission to predict surface quality.** *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v.15, n.10, p.737-742, 1999.
- BERGER, B. S.; MINIS, I.; HARLEY, J.; ROKNI, M.; PAPADOPOULOS, M. **Wavelet based cutting state identification.** *Journal of Sound and Vibration*, v.213, n.5, p.813-827, 1998.
- BITTENCOURT, G. *Inteligência Artificial: Ferramentas e Teorias*. Editora da UFSC, Florianópolis, 1998, 362p.
- BLUM, T.; INASAKI, I. **A study on acoustic emission from the orthogonal cutting process.** *ASME Journal of Engineering for Industry*, v.112, n.3, p.203-211, 1990.
- BORELLI, J. E.; BRANGHINI Jr., A.; COELHO, R. T.; GONZAGA, A. **Diagnóstico de estados de ferramenta nos processos de usinagem de alto desempenho com o uso de lógica fuzzy e imagens de infravermelho.** *USINAGEM 2000 – Feira e Congresso*, São Paulo, 32p, 2000.
- BUKKAPATNAM, S. T. S.; LAKHTAKIA, A.; KUMARA, S. R. T. **Chaotic neurons for on-line quality control in manufacturing.** *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v.13, n.2, p.95-100, 1997.
- BYRNE, G. et al. **Tool condition monitoring (TCM) - the status of research and industrial application.** *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, v. 44, n. 2, p. 541-567, 1995.

- CASSIOLATO, C. *Medição de Pressão: Características, Tecnologia e Tendências*. Disponível em: <www.smar.com/newsletter/marketing/index23.html>. Acesso em: 23/junho/2014.
- CHILDS, T. H. C.; MAEKAWA, K.; OBIKAWA, T.; YAMANE, Y. *Metal Machining – Theory and Applications*. London: Butterworth-Heinemann, 2000, 406p.
- DIMLA Jr., D. E.; LISTER, P. M.; LEIGHTON, N. J. **Neural network solutions to the tool condition monitoring problem in metal cutting - a critical review of methods**. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, v. 37, n. 9, p. 1219-1241, 1997.
- DIMLA, D. E. **Sensor signals for tool-wear monitoring in metal cutting operations - a review of methods**. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, v. 40, n. 8, p. 1073-1098, 2000.
- DINIZ, A. E.; HARA, C. M. **Using neural network to establish the end of turning tool life based on tool vibration signals**. *Revista Ciência e Tecnologia*. Universidade Metodista de Piracicaba, v.7, n.14, p.67-74, 1999.
- DINIZ, A. E.; MARCONDES, F. C.; COPPINI, N. L. *Tecnologia da Usinagem dos Materiais*. 8. ed. São Paulo: Artliber, 2013. 272p.
- DORNFELD, D. A. **In process recognition of cutting states: a review**. *JSME International Journal, Series C*, v.37, n.4, p.638-650, 1994.
- DORNFELD, D. A. **Neural network sensor fusion for tool condition monitoring**. *Annals of the CIRP*, v.39, n.1, p.101-105, 1990.
- DU, R.; ELBESTAWI, M. A.; WU, S. M. **Automated monitoring of manufacturing processes, part 1: monitoring methods**. *ASME Journal of Engineering for Industry*, v.117, n.2, p.121-132, 1995a.
- DU, R.; ELBESTAWI, M. A.; WU, S. M. **Automated monitoring of manufacturing processes, part 2: applications**. *ASME Journal of Engineering for Industry*, v.117, n.2, p.133-141, 1995b.
- GONÇALVES Jr., A.A.; SOUSA, A. R. *Fundamentos de Metrologia Científica e Industrial*. São Paulo: Manole, 2008, 424p.
- GONG, W.; OBIKAWA, T.; SHIRAKASHI, T. **Monitoring of tool wear states in turning based on wavelet analysis**. *JSME International Journal – Series C: Mechanical Systems, Machine Elements and Manufacturing*, v.40, n.3, p.447-451, 1997.
- HARRIS, J. *An Introduction to Fuzzy Logic Applications*. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 2000, 218p.
- HONG, G. S.; RAHMAN, M.; ZHOU, Q. **Using neural network for tool condition monitoring based on wavelet decomposition**. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, v.36, n.5, p.551-566, 1996.
- IMS-SIMON. *Intelligent Manufacturing Systems. Sensor Fused Intelligent Monitoring System for Machining*. <http://www.ims.org/2012/11/simon/>, 2012.

- JEMIELNIAK, K. **Commercial tool condition monitoring systems**. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v.15, n.10, p.711-721, 1999.
- JEMIELNIAK, K.; OTMAN, O. **Tool failure detection based on analysis of acoustic emission signals**. *Journal of Materials Processing Technology*, v.76, n.1-3, p.192-197, 1998.
- JIAA, C. L.; DORNFELD, D. A. **A self-organizing approach to the prediction and detection of tool wear**. *ISA Transactions*, v.37, n.4, p.239-255, 1998.
- KAMARTHI, S. V.; KUMARA, S. R. T.; COHEN, P. H. **Flank wear estimation in turning through wavelet representation of acoustic emission signals**. *ASME Journal of Manufacturing Science and Engineering*, v.122, n.1, p.12-19, 2000.
- KAMARTHY, S. V.; PITTNER, S. **Fourier and wavelet transform for flank wear estimation: a comparison**. *Mechanical Systems and Signal Processing*, v.11, n.6, p.791-809, 1997.
- KAMINISE, A. K. *Estudo da Influência do Material do Porta-Ferramenta sobre Temperaturas de Usinagem no Torneamento*. Tese (Doutorado) em Engenharia Mecânica, UFU. Uberlândia, 2012, 106p.
- KANNATEY-ASIBU JR., E.; DORNFELD, D. A. **A study of tool wear using statistical analysis of metal cutting acoustic emission**. *Wear*, v.76, n.2, p.247-261, 1982.
- KECMAN, V. *Learning and Soft Computing: Support Vector Machines, Neural Networks, and Fuzzy Logic Models*. Cambridge: The MIT Press, 2001, 541p.
- KISTLER. *Cutting Force Measurement: Precise Measuring Systems for Metal-Cutting*, Winterthur, Switzerland, 2009, 44p.
- KISTLER. *Instruction Manual: Multichannel Charge Amplifier for Multi-Component Force Measurement Type 5070A...* Winterthur, Switzerland, 2010, 77p.
- KISTLER. *Instruction Manual: Quartz 4-Component Dynamometer Type 9272*. Winterthur, Switzerland, 2008, 39p.
- KLOCKE, F. *Manufacturing Processes – Cutting*. Berlin/Heidelberg: Springer-Verlag, 2011. 506p.
- KLUFT, W. **Tool monitoring for mass production turning, drilling, milling and grinding**. *Monitoring Technology for Improved Cutting Tool Performance and Predictive Maintenance Clinic – SME Conference*, Detroit – Michigan, USA, May, 1992, 24p.
- KÖNIG, W.; LANGHAMMER, K.; SCHEMMEL, H. -U. **Correlations between cutting force components and tool wear**. *Annals of the CIRP*, v. 21, n. 1, p.19-20, 1972.
- KOSKO, B. *Neural Networks and Fuzzy Systems - A Dynamical Systems Approach to Machine Intelligence*. New Jersey: Prentice-Hall, 1992, 449p.

- LEE, L. C.; LEE, K. S.; GAN, C. S. **On the correlation between dynamic cutting force and tool wear.** *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, v. 29, n. 3, p. 295-303, 1989.
- LI, S.; ELBESTAWI, M. A. **Tool condition monitoring in machining by fuzzy neural networks.** *ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control*, v.118, n.4, p.665-672, 1996.
- LI, X.; DONG, S.; VENUVINOD, P. K. **Hybrid learning for tool-wear monitoring.** *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v.16, n.5, p.303-307, 2000.
- LI, X.; ZHEJUN, Y. **Tool wear monitoring with wavelet packet transform-fuzzy clustering method.** *Wear*, v.219, n.2, p.145-154, 1998.
- LIANG, S. Y.; DORNFELD, D. A. **Tool wear detection using time series analysis of acoustic emission.** *ASME Journal of Engineering for Industry*, v.111, n.3, p.199-205, 1989.
- LIMA, D. O., ARAUJO, A. C., SILVEIRA, J. L. L. **Influência da profundidade de corte e do avanço na força de corte no fresamento de faceamento, 7º Congresso Nacional de Engenharia Mecânica (Anais do VII CONEM), 31 Jul. – 03 Ago., São Luís, MA, 2012.**
- LIU, Q.; ALTINTAS, Y. **On-line monitoring of flank wear in turning with multi-layered feed-forward neural network.** *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, v.39, n.12, p.1945-1959, 1999.
- LOMBARDO, A.; MASNATA, A.; SETTINERI, L. **In-process tool-failure detection by means of AR models.** *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v.13, n.2, p.86-94, 1997.
- MACHADO, A. R.; ABRÃO, A. M.; COELHO, R. T.; SILVA, M. B. 2015. *Teoria da Usinagem dos Materiais*, São Paulo: Blucher, 408p.
- MONOSTORI, L. **Special issue of computers in industry on learning in intelligent manufacturing systems – editorial.** *Computers in Industry*, v.33, n.1, p.1-3, 1997.
- MONOSTORI, L.; EGRESITS, C. **On hybrid learning and its application in intelligent manufacturing.** *Computers in Industry*, v.33, n.1, p.111-117, 1997.
- MONOSTORI, L.; PROHASZKA, J. **A step towards intelligent manufacturing: modelling and monitoring of manufacturing processes through artificial neural networks.** *Annals of the CIRP*, v.42, n.1, p.485-488, 1993.
- NASCIMENTO JR.; C. L.; YONEYAMA, T. *Inteligência Artificial em Controle e Automação*. São Paulo: Blucher & FAPESP, 2000, 228p.
- NIU, Y. M. *et al.* **Multi-category classification of tool conditions using wavelet packets and ART2 network.** *ASME Journal of Manufacturing Science and Engineering*, v.120, n.4, p.807-816, 1998.
- NIU, Y. M.; WONG, Y. S.; HONG, G. S.. **An intelligent sensor system approach for reliable tool flank wear recognition.** *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, v.14, n.2, p.77-84, 1998.

- NOVAK, A.; WIKLUND, H. **On-line prediction of the tool life**. *Annals of the CIRP*, v.45, n.1, p.93-96, 1996.
- OHBA, R. *Intelligent Sensor Technology*. Chichester: John Wiley & Sons, Wiley Series in Measurement Science and Technology, 167p., 1992.
- SICK, B. **On-line and indirect tool wear monitoring in turning with artificial neural networks: a review of more than a decade of research**. *Mechanical Systems and Signal Processing*, v.16, n. 4, 2002. p. 487-546.
- SILVA, R. G. et al. **Tool wear monitoring of turning operations by neural network and expert system classification of a feature set generated from multiple sensors**. *Mechanical Systems and Signal Processing*, v.12, n.2, p.319-332, 1998.
- SOUZA, A. J. *Aplicação de Multisensores no Prognóstico da Vida da Ferramenta de Corte em Torneamento*. Tese (Doutorado) em Engenharia Mecânica, POSMEC – UFSC. Florianópolis, 2004, 211p.
- SOUZA, A. J. *Desenvolvimento e Implementação de Funções de Automação Inteligentes num Torno CNC Utilizando Técnicas de Monitoramento por Emissão Acústica*. São Carlos. Dissertação (Mestrado) – EESC, USP, 1999, 82p.
- SOUZA, A. J. *ENG03343 – Processos de Fabricação por Usinagem, Parte 1: Fundamentos da Usinagem dos Materiais*. GPFAI-DEMEC-UFRGS. Material Didático, 2011.
- TETI, R.; JEMIELNIAK, K.; O'DONNELL, G.; DORNFELD, D.. **Advanced monitoring of machining operations**. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, v.59, n.2, p.717-739, 2010.
- TÖNSHOFF, H. K. *et al.* **Developments and trends in monitoring and control of machining processes**. *Annals of the CIRP*, v.37, n.2, p.611-622, 1988.
- VARMA, A. H.; KLINE, W. A. **Force transducer applications on CNC lathes**. Presented at *III Advanced Machining Technology Conference*, 4-6 Sept, Society of Manufacturing Engineers, 1990.
- WU, Y.; DU, R. **Feature extraction and assessment using wavelet packets for monitoring of machining processes**. *Mechanical Systems and Signal Processing*, v.10, n.1, p.29-53, 1996.
- YOUN, J. –W.; YANG, M. –Y. **A study on the relationships between static/ dynamic cutting force components and tool wear**. *ASME Journal of Manufacturing Science and Engineering*, v.123, n.2, p.196-205, 2001.
- ZHOU, Q.; HONG, G. S.; RAHMAN, M. **A new tool life criterion for tool condition monitoring using a neural network**. *Engineering Application of Artificial Intelligence*, v.8, n.5, p.579-588, 1995.
- ZIMMERMANN, H.-J. **A fresh perspective on uncertainty modeling: uncertainty vs. uncertainty modeling**. In: AYYUB, B. M.; GUPTA, M. M. (1998). *Uncertainty analysis in engineering and science: fuzzy logic, statistics, and neural network approach*. Boston: Kluwer Academic Publishers, Cap.24, p.353-364, 1998.