



## APLICAÇÃO DE UM SISTEMA DE MONITORAMENTO INTELIGENTE NO DIAGNÓSTICO DE FALHAS EM FERRAMENTAS DE CORTE: UMA ABORDAGEM TEÓRICA.

**Walter L. Weingaertner**

Universidade Federal de Santa Catarina, Laboratório de Mecânica de Precisão  
Caixa Postal 476 (EMC), CEP 88010-970, Florianópolis, SC, e-mail: wlw@lmp.ufsc.br

**André J. Souza**

Universidade Federal de Santa Catarina, Laboratório de Mecânica de Precisão  
Caixa Postal 476 (EMC), CEP 88010-970, Florianópolis, SC, e-mail: ajsouza@lmp.ufsc.br

**Resumo.** *A falha (avaria e/ou desgaste) da ferramenta de corte em usinagem está direta ou indiretamente ligada a diferentes grandezas físicas, relacionadas com: o material da peça, o tipo de ferramenta, as condições do processo etc. A análise e a caracterização on-line destas grandezas envolve a implementação de sistemas de monitoramento. O sucesso destes sistemas depende da qualidade das informações extraídas dos sinais coletados e do algoritmo de inteligência computacional usado para analisá-las. No primeiro caso, a técnica de multisensores é atrativa, principalmente porque a perda de sensibilidade de um sensor pode ser compensada pela informação captada por outro. No segundo, a abordagem de modelagem inteligente, usando redes neurais e/ou lógica nebulosa, destaca-se pela habilidade em descrever características não-lineares, típicas dos processos de usinagem. Dentro desse enfoque, objetiva-se abordar os diversos conceitos envolvidos na implantação de um sistema inteligente de supervisão e diagnóstico do estado da ferramenta de corte durante o torneamento. A meta fundamental é abrir caminho para a formação de uma base tecnológica que viabilize a posterior realização do prognóstico da vida da ferramenta, com o objetivo de definir o momento mais apropriado para sua troca.*

**Palavras-chave:** *Monitoramento, Fusão de Sensores, Rede Neural, Lógica Nebulosa.*

### 1. INTRODUÇÃO

A adoção da automação em usinagem tem sido encorajada pela necessidade de se manter uma alta qualidade dos produtos fabricados em larga escala. Estas altas taxas de produtividade por vezes resultam em um aumento de tempos improdutivo, gerados pela interrupção do processo devido às falhas frequentes nas máquinas-ferramenta. Com isso, nos últimos anos, os sistemas de diagnóstico e monitoramento de máquinas passaram a ser considerados como componentes fundamentais da automação (Lou & Lin, 1997).

Usualmente, há quatro áreas de interesse em monitoramento na usinagem: supervisão do estado da ferramenta, controle do processo de corte, inspeção da qualidade final da peça e integridade da máquina-ferramenta. Dentre estas, as falhas na ferramenta de corte, provocadas por desgastes (contínuas) ou avarias (aleatórias), afetam a qualidade do produto direta e significativamente. Assim, a detecção *on-line* da fratura, que sempre ocorre inesperadamente e pode provocar danos irreversíveis na peça ou até na máquina-ferramenta, é crucial para a automação de processos. Busca-se, portanto, uma forma de se “prever” o momento que antecede tal fratura através do diagnóstico de falhas na ferramenta de corte, de modo a minimizar os problemas subsequentes.

Existem muitas técnicas de monitoramento do estado da ferramenta de corte (TCM – *Tool Condition Monitoring*), diretas e indiretas, que têm sido propostas e avaliadas nas últimas décadas (Blum *et al.*, 1988; Byrne *et al.*, 1995; Dan & Mathew, 1990; Dimla, 2000; Jemielniak, 1999; Tlusty & Andrews, 1983). As primeiras interrompem o processo e então quantificam as falhas diretamente na ferramenta através da medição com instrumentos apropriados. As segundas supervisionam um sinal indireto mensurável em tempo real, correlacionando um ou mais fenômenos físicos com o estado da ferramenta. Ambas possuem vantagens e limitações, levando-se em conta as características requeridas como confiabilidade, custo, repetitividade em ambientes reais e insensibilidade a fatores externos. Entretanto, nenhuma técnica tem provado ser completamente fidedigna sobre a extensa faixa de condições operacionais.

Em métodos TCM indiretos, a extração das características de um único sinal sensório raramente é sensível aos parâmetros que estabelecem a determinação do fim de vida de uma ferramenta numa extensa faixa de condições de usinagem (Dornfeld, 1990; Rangwala & Dornfeld, 1990). Isto mostra que quando a ferramenta atinge seu fim de vida conforme tais critérios, as características do sinal mensurado não são capazes de refletir de forma confiável o estado atual da mesma. Uma das principais razões é que os mecanismos de desgaste (fatores de origem térmica, mecânica, química e abrasiva) apresentam uma relação complexa com as propriedades dos materiais da ferramenta e da peça, assim como com as variações nas condições de corte (Altintas, 2000; Childs *et al.*, 2000; Davis, 1995; König & Klocke, 1997; Trent & Wright, 2000). Assim, fica muito complicado para uma característica, extraída de um único sensor, representar esta relação. Como consequência, a fusão de sensores foi introduzida para o monitoramento de avarias e desgastes em ferramentas de corte (Dornfeld, 1990; Li *et al.*, 2000; Quan *et al.*, 1998; Rangwala & Dornfeld, 1990; Zhou *et al.*, 1995). O mais vantajoso aspecto talvez seja que esta integração proporcione um maior número de avaliações das informações presentes através de metodologias de processamento de sinais, extração de *features* (características) e tomada de decisão (Dornfeld, 1990; Leem *et al.*, 1995; Monostori, 1993; Niu *et al.*, 1998a; Rangwala & Dornfeld, 1990).

## **2. FALHAS NA FERRAMENTA DE CORTE**

Existem basicamente dois grupos de falhas em ferramentas de corte (Niu *et al.*, 1998a): falhas contínuas, de comportamento determinístico, originárias regularmente a partir dos desgastes (principalmente a largura da marca de desgaste no flanco (VB) e a profundidade de cratera (KT) na face) e as falhas transitórias, ocasionadas casualmente pelas avarias (destacando lascamento e fratura). A figura 1 mostra os principais tipos de falhas encontradas em ferramentas de metal duro. Ambos os grupos são resultantes dos diferentes fatores envolvidos num processo de usinagem de metais. Tanto as falhas de natureza regular (dependente do tempo) quanto as aleatórias (independente do tempo) podem conduzir a ferramenta a um colapso total. Para que isso não ocorra, König & Klocke (1997) afirmam que é fundamental que sejam definidos limites para ambas.

### **2.1. Falhas Contínuas**

A partir de métodos TCM indiretos, é muito difícil diagnosticar a real extensão do desgaste da ferramenta. Assim, o gradiente de variação de VB com o tempo é muitas vezes adotado como critério de fim de vida para tais métodos (Dan & Mathew, 1990; Lee *et al.*, 1989; Yao & Fan, 1992; Zhou *et al.*, 1995). Este critério baseia-se no fato do sinal detectado pelo sensor indicar uma alteração significativa na mudança do estágio de desgaste de normal para acelerado.

Muitos tipos de sensores e técnicas de processamento de sinais têm sido investigados para detectar ou prever o início do estágio acelerado. Dentre eles, o sensoreamento da força tem se destacado por sua alta sensibilidade (Dan & Mathew, 1990; Lee *et al.*, 1989). Contudo, o sinal sensório atualmente representa uma combinação de diferentes fenômenos de desgaste. As contribuições de todas as regiões desgastadas (especialmente no flanco e na face da ferramenta)

para o sinal sensório são muito diferentes. É muito difícil distinguir entre as várias contribuições e estimar o tipo de desgaste.

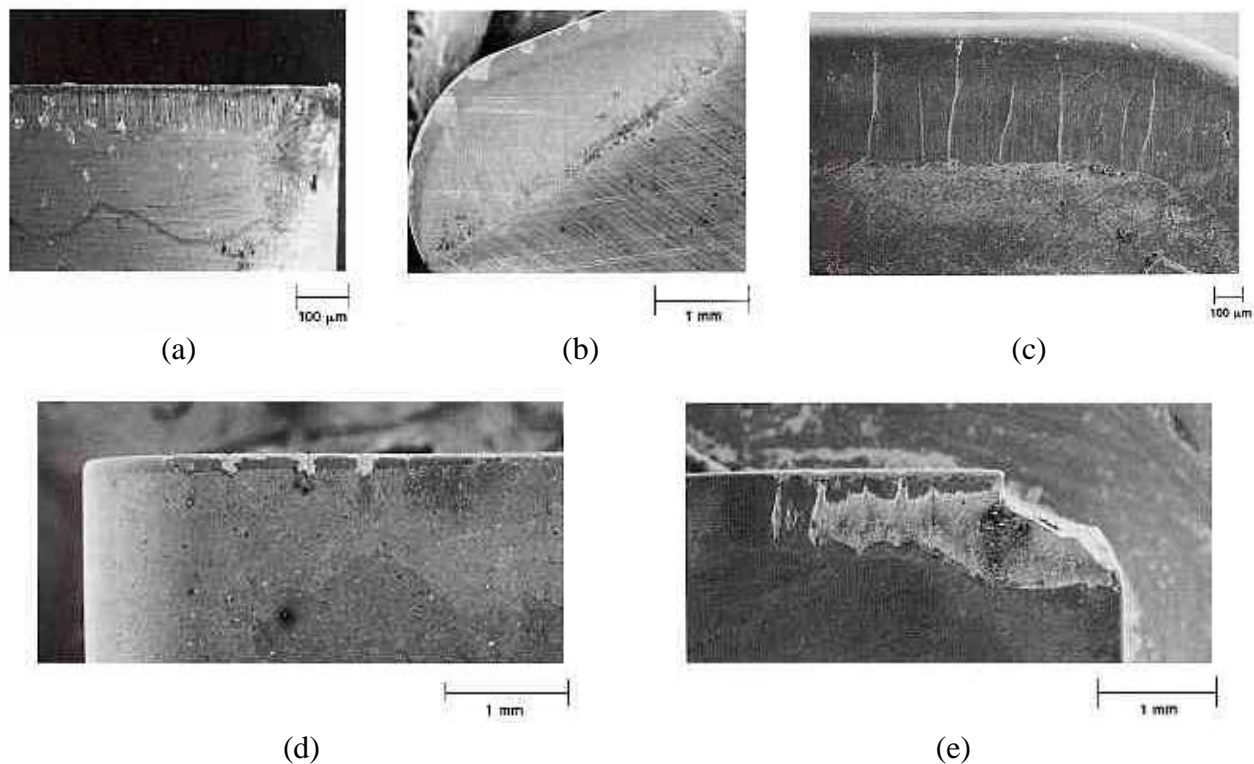


Figura 1. Falhas em Ferramentas de Corte (Davis, J.R., 1995): (a) Desgaste de Flanco; (b) Desgaste de Cratera; (c) Trincas Térmicas; (d) Lascamentos; (e) Fratura

Segundo Zhou *et al.* (1995), o processo de reconhecimento de padrões de desgaste a partir da aquisição de apenas duas informações (normal e desgastada) mostrou-se ineficaz em uma ampla faixa de condições de usinagem. Já a aplicação de redes neurais artificiais no processo de identificação, distinção e tomada de decisão de um número maior de padrões, mostrou-se adequada, pois assim foi possível avaliar diferentes estágios de desgaste ao longo de sua vida.

## 2.2. Falhas Aleatórias

Inúmeras razões podem estar associadas com uma falha transitória na ferramenta: desgaste excessivo, choque mecânico, choque térmico, variações no material da peça etc. (Anselmetti, 1995). A detecção destas é tão (ou mais) importante que a detecção de falhas contínuas pelas seguintes razões (Moriwaki, 1980):

(a) Natureza das falhas: as avarias apresentam natureza estocástica (irregular, casual ou aleatória) e por isso são muito difíceis de prevenir ou detectar, em comparação com os desgastes, que possuem comportamento progressivo (regular).

(b) Conseqüências desastrosas: as avarias podem causar danos fatais irreversíveis ao produto e assim devem ser evitadas, isto é, as medições precisam ser feitas antes que aconteçam.

Assim, reconhece-se que o monitoramento *on-line* de avarias (lascamentos e/ou quebras) é indispensável nas operações de usinagem com a mínima supervisão humana. Para isso, destacam-se os sinais de potência e torque no motor de acionamento, os sinais de força e os de emissão acústica.

Apesar de serem sistemas relativamente baratos (não necessitam de instrumentação adicional), as variações na potência e/ou torque do motor possibilitam detectar somente avarias (fraturas) consideravelmente grandes (Takata *et al.*, 1987).

A medição da força de usinagem tem se mostrado eficaz na detecção de falhas transitórias no gume da ferramenta. Em geral, uma mudança no nível de amplitude do sinal das componentes da força de usinagem ( $F_f$  – força de avanço;  $F_p$  – força passiva;  $F_c$  – força de corte) indica fratura ou lascamento na ferramenta (Dan & Mathew, 1990; Lan & Dornfeld, 1984; Tlustý & Andrews, 1983). A figura 2 mostra a detecção de avarias na ferramenta a partir da aquisição de sinais de força.

velocidade de corte: 200 m/min  
 avanço: 0,15 mm  
 profundidade de corte: 1 mm  
 material da peça: 20 MoCr 4  
 ferramenta: carbeto recoberto  
 geometria: TNMG 160408-QF

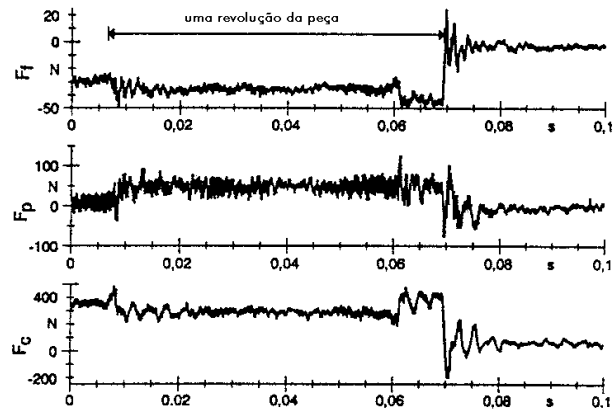
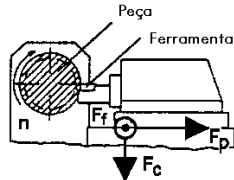


Figura 2. Monitoramento da Ferramenta via Sinais de Força em Usinagem (Byrne *et al.*, 1995)

No caso dos sistemas que utilizam sinais de emissão acústica (EA), eles são capazes de detectar até micro-lascamentos (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 fidedigna discriminação do sinal de EA sobre a avaria detectada (Diei & Dornfeld, 1987; Lou & Lin, 1997). A figura 3 mostra a detecção de quebra na ferramenta a partir da aquisição do sinal de EA, caracterizado pela raiz média quadrática (RMS – *Root Mean Square*) dos pontos de amostragem.

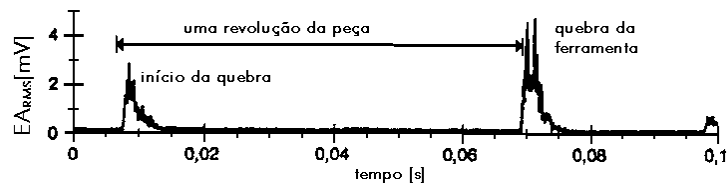


Figura 3. Monitoramento da Ferramenta via  $EA_{RMS}$  em Usinagem (Byrne *et al.*, 1995)

### 3. SISTEMA DE MONITORAMENTO INTELIGENTE

O estado da ferramenta de corte (e, por conseguinte, a vida da ferramenta) 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 sensores que, posicionados em locais estratégicos da máquina, qualificam indiretamente as falhas, principalmente pelos sinais de força, potência, EA, vibração ou ultra-som gerados no processo de torneamento (Byrne *et al.*, 1995; Dimla, 2000; Jemielniak, 1999; Langguth & Bingen, 1991).

Os sinais adquiridos pelos diferentes sensores são condicionados, tratados, combinados e analisados, a fim de prover informações e instruções ao operador (monitoramento) e/ou à máquina-ferramenta (controle) sobre o estado da ferramenta no decorrer da produção. A esta completa integração dá-se o nome de Sistema de Monitoramento (SM). Um SM inteligente foi definido por Dornfeld (1992) como um sistema integrado que consiste de elementos sensórios, dispositivos para o condicionamento de sinais, algoritmos para o processamento de sinais, interpretadores de sinais, e procedimentos para as tomadas de decisão. Este sistema não atua somente como um dispositivo

coletor de sinais, mas também como uma máquina de classificação e análise. Assim, um sistema TCM inteligente deve ser capaz de “imitar” ao máximo possível as habilidades do ser humano de “observar”, “reconhecer”, “responder”, e “aprender”. Para tanto, o sistema necessita de cinco componentes, esquematizados pela figura 4 e detalhados nos sub-itens que se seguem (Dimla *et al.*, 1997; Dornfeld, 1994; Li & Elbestawi, 1996; Niu *et al.*, 1998a; Tönshoff *et al.*, 1988).

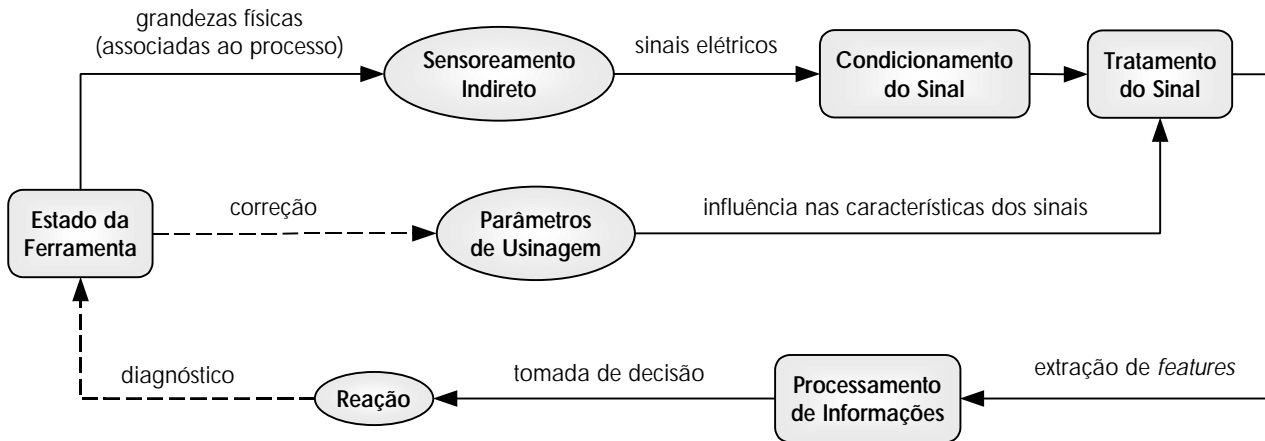


Figura 4. Sistema TCM Inteligente (baseado em Dimla *et al.*, 1997)

### 3.1 Sensoreamento Indireto

A aplicação de métodos indiretos requer modelos preventivos exatos que relacionem o parâmetro de interesse (tipo de falha) à variável detectada (Oraby & Hayhurst, 1991). A aquisição de sinais é realizada por transdutores que fornecem um sinal elétrico de baixa intensidade em resposta a alguma grandeza física adquirida. Os sinais medidos indiretamente são geralmente afetados por variações no: material da peça, geometria da ferramenta e condições de corte. Assim, exige-se que estas variáveis sejam consideradas num sistema TCM inteligente (Dimla *et al.*, 1997).

Como os sinais gerados por apenas um sensor são tipicamente insuficientes para fornecer a informação cabível ao monitoramento do processo e da ferramenta, propôs-se para a aquisição de dados a utilização simultânea de diferentes sensores, posicionados em diferentes locais da máquina-ferramenta. A estratégia de integrar múltiplas informações aumenta a exatidão e viabiliza analisar as incertezas geradas na investigação do estado da ferramenta, já que a representação baseada em *features* (características) e a tomada de decisão possibilitam um enriquecimento das informações adquiridas pelos diferentes sensores (Li & Elbestawi, 1996).

No trabalho de Lee *et al.* (1989), duas técnicas de monitoramento indireto se sobressaem por sua alta sensibilidade, e são as mais bem indicadas para serem aplicadas na fusão de sensores em sistemas TCM: as componentes da força de usinagem e a  $EA_{RMS}$ . Leem *et al.* (1995) mostra que informações significativas podem ser extraídas ou sintetizadas, pois a fusão proporciona dados relacionados com efeitos microscópicos (ondas de tensão no sensoreamento de EA) e macroscópicos (vibração no sensoreamento de força).

### 3.2. Processamento de Sinais

Os sinais elétricos captados pelos transdutores de força e EA são devidamente configurados (condicionamento) por problemas de saturação e distorção, visando gerar características sensíveis às condições de usinagem. Filtragem, amplificação e retificação do sinal são ações usualmente exigidas nesta etapa (Barron, 1996; Tanguy, 1993; Taylor, 1997; Wild, 1994).

Em seguida, um tratamento refinado é realizado para extrair as informações dos sinais com a máxima confiabilidade (extração de *features*) e assim caracterizar as falhas da ferramenta.

Se o sinal for estacionário e estático (p. ex. desgastes regulares, causados por abrasão), ele pode ser caracterizado estatisticamente através da distribuição no domínio do tempo através de: RMS, média aritmética, variância, assimetria e/ou curtose (Blum *et al.*, 1988, Dornfeld, 1992, Grabec *et al.*, 1999). Se o estudo da dinâmica do processo for necessário (p. ex. desgastes irregulares, gerados por aderência ou trincas térmicas), utiliza-se geralmente análise espectral no domínio da frequência via FFT (*Fast Fourier Transformer*) (Dimla, 1999; Dornfeld, 1992, Lee *et al.*, 1989; Leem *et al.*, 1995; Li *et al.*, 2000). Caso o sinal seja não-estacionário (p. ex. trincas, lascamentos e fraturas), o sinal pode ser analisado via distribuição no domínio tempo-frequência simultaneamente, usando para tal a FWT (*Fast Wavelet Transformer*) (Gong *et al.*, 1997; Hong *et al.*, 1996; Li & Zhejun, 1998; Niu *et al.*, 1998a).

### 3.3. Reconhecimento de Padrões

O desenvolvimento de uma estratégia de tomada de decisão processa as informações contidas nos sinais que chegam e executa uma tarefa de reconhecimento de padrões, isto é, direciona as características extraídas às classes apropriadas (estados da ferramenta).

A representação do estado da ferramenta de corte num SM Inteligente deve ser expressa através da classificação por reconhecimento de padrões de falha (baseado em *características*) usando algoritmos de inteligência computacional para o processamento paralelo de informações e aquisição do conhecimento (aprendizagem), destacando o *Self Organizing Feature Map*, algoritmo desenvolvido por T. Kohonen em 1982 para agrupamento e aprendizagem (Abe, 2001; Chester, 1993, Czogala & Leski, 2000, Leem *et al.*, 1995) e as redes neurais não-supervisionadas tipo ART2 (ART – *Adaptive Resonance Theory*), proposta por G. Carpenter e S. Grossberg em 1987, aplicáveis no reconhecimento e classificação de padrões. Pesquisas recentes usaram modelos ART2 tanto para a fusão de sinais de força e EA quanto para a tomada de decisão sobre o estado do desgaste de flanco (Niu *et al.*, 1998a; Niu *et al.* 1998b; Jammu *et al.*, 1993; Silva *et al.*, 2000).

### 3.4. Processamento Paralelo de Informações

Após o processamento dos sinais, o estágio posterior utiliza as características anteriormente geradas para refinar a tomada de decisão quanto ao estado resultante da ferramenta e assim, efetuar o diagnóstico de falhas (Dimla *et al.*, 1997).

Como modelo inteligente, a rede neural (RN) destaca-se por ser capaz de integrar as múltiplas informações captadas ao mesmo tempo pelos diferentes sensores, enquanto que o sistema nebuloso (SN) baseia-se nos resultados captados pela rede para fornecer uma representação estruturada da incerteza (tipo de falha) e com isso predizer com uma boa margem de segurança a situação momentânea da ferramenta (Li & Elbestawi, 1996). Assim, as RNs foram incorporadas aos SNs formando os então chamados sistemas neuro-fuzzy (NF), que podem adquirir conhecimento automaticamente através de algoritmos de treinamento das RNs. As RNs mais frequentemente usadas em sistemas NF são as *Radial Basis Function Networks* (RBFs), devido principalmente à simplicidade da estrutura, pela base teórica bem estabelecida e um aprendizado mais rápido que outros tipos de RNs (Czogala & Leski, 2000).

### 3.5. Aprendizagem

Assim como os seres humanos, um SM Inteligente deve ter a capacidade de aprender com suas experiências anteriores, de modo que ele possa corrigir os erros de classificação e promover a detecção e estimativa correta do estado da ferramenta dentro de uma razoável faixa de condições de corte. Com o intuito de tomar a decisão certa (promover a correta classificação), os algoritmos de aprendizagem ajustam seus parâmetros baseando-se em amostras observadas a partir das características extraídas dos sinais (correspondentes aos diferentes estados da ferramenta).

#### 4. TCM: PERSPECTIVAS E DILEMAS

Com estudos em monitoramento de processos realizados há mais de 25 anos (vide Micheletti *et al.*, 1976), pergunta-se: hoje um TCM inteligente é viável para aplicação em chão-de-fábrica?

Apesar do grande número de publicações relativas ao monitoramento de ferramentas e/ou processos de usinagem, aplicando novos conhecimentos tecnológicos na aquisição e processamento de sinais, a aplicação de sistemas de monitoramento em ambientes industriais ainda é muito reduzida e pouco confiável.

Diferentes fabricantes de sistemas automáticos para monitoramento de processos em usinagem, tais como ARTIS, BRANKAMP, KISTLER, MONTRONIX, NORDMANN e PROMETEC, utilizam na maioria dos casos apenas um único sinal sensório (*smart sensor*) para a detecção da quebra da ferramenta e colisões, com tratamento baseado em filtragem, média e RMS. 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 se utiliza da combinação de diferentes sinais captados simultaneamente (três componentes da força de usinagem) para a estimativa de desgastes (mesmo assim, exclusiva para torneamento) (Jemielniak, 1999). 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 do processo são muito pouco alterados.

Com o aumento da automação da produção, a diminuição da participação humana e a necessidade cada vez maior de sistemas integrados (CIM) e flexíveis (FMS), a supervisão constante do processo passou a ser indispensável, principalmente com a intenção de reduzir (ou até eliminar) os custos (desperdícios) envolvidos no refugo de peças complexas, no mau aproveitamento de ferramentas de alto desempenho (que são substituídas antes do fim de sua vida), ou ainda nos tempos improdutivos gerados por paradas desnecessárias (alarme falso de quebra). Assim, nesses casos, a detecção da quebra passa a ser ineficiente, pois os danos na peça são, na maioria das vezes, irreversíveis. Segundo Wells (1993), a quebra da ferramenta tem uma pequena contribuição ao tempo de parada num FMS (6,7%) e, no entanto, quando ocorre, tem importantes conseqüências econômicas, fato este que coloca a supervisão do estado da ferramenta na sua correta prioridade no contexto da usinagem com a mínima interferência humana.

Por outro lado, a aplicação da técnica de integração (combinação ou fusão) de sensores necessita hoje de sistemas altamente complexos de processamento de sinais e tomada de decisão, que possam ser facilmente incorporados em diferentes máquinas e processos e a eles se adaptar em diversas condições de usinagem. Como o aprimoramento destes sistemas envolve altos investimentos em pesquisa e desenvolvimento, os estudos nesta área concentram-se em universidades pelo mundo afora.

Mas também existe a possibilidade de se implementar RNs, SNs e NFs para a fusão de sinais sensórios na forma de circuitos integrados. Segundo Chester (1993), diferentes modelos têm sido comercializados por diferentes fabricantes a partir da segunda metade da década de 80, destacando respectivamente os *chips* ETANN 80170 – *BrainMaker* (INTEL CORP.), *Digital Fuzzy Processor* FC110 (TOGAI INFRALOGIC INC.) e MD1220 – *Neural Bit Slice* (MICRO DEVICES) Desta forma, os sistemas automáticos para monitoramento de processos em usinagem passariam a incorporar RNs e/ou SNs na integração de sensores, aumentando a confiabilidade dos mesmos.

#### 5. COMENTÁRIOS E CONCLUSÕES

Durante a década de 90, o monitoramento através de sinais de força foi dominante. Mais recentemente, a emissão acústica e a vibração têm ganhado espaço, principalmente pelo menor custo dos equipamentos e pela facilidade de instalação. Em processamento de sinais, há uma grande perspectiva na aplicação da transformada de *wavelet* (WT), que traduz um sinal no domínio do tempo em uma representação localizada tanto no domínio da freqüência quanto no do tempo. As RNs foram as mais bem utilizadas para a identificação das condições do processo. Em

reconhecimento de padrões, as RNs não-supervisionadas tipo ART2 foram efetivamente usadas. Segundo Childs *et al.* (2000), num futuro próximo, as *características* extraídas por WT atuando como entradas de uma RN poderão resultar em reconhecimento e classificação de falhas muito mais detalhado e confiável que os dos sistemas atualmente utilizados.

Atualmente, numa necessidade cada vez mais freqüente da redução de especialistas e de mão-de-obra associada à aplicação de máquinas cada vez mais flexíveis, espera-se que as máquinas-ferramenta com comando numérico computadorizado (CNC) tenham a mínima capacidade de tomar decisões perante uma falha detectada no processo. Por mais simples que tais decisões sejam, as conseqüências podem ser desastrosas caso não sejam tomadas. Assim, estas máquinas tendem a incorporar sistemas automáticos (e se possível, “inteligentes”) para que seja possível de reconhecer a falha no processo (e/ou ferramenta) e executar ações corretivas para proteger a ferramenta, a máquina e a peça contra danos mais sérios a partir da falha detectada.

Finalizando, salienta-se que as promessas em pesquisa e desenvolvimento e a realidade das aplicações na indústria ainda não se encontram. Muita coisa já foi feita, mas ainda há muito por fazer. Nos últimos 10 anos, falou-se muito da necessidade de aplicações práticas em sistemas de supervisão e monitoramento de processos para chão-de-fábrica. A quantidade de esforços dedicada pelos pesquisadores às tecnologias de aquisição e processamento de sinais para a posterior tomada de decisão oferece evidências de que muitas promessas feitas há décadas darão frutos e que muitas novidades podem realmente surgir. No horizonte, há muitas metas que podem ser alcançadas e dentro desta perspectiva, é possível prever que a promessa e a realidade tendem a se aproximar cada vez mais nos próximos anos.

## 6. REFERÊNCIAS

- Abe, S., 2001, “Pattern classification – neuro-fuzzy methods and their comparison”, Ed. Springer-Verlag, London, UK, 327p.
- Altintas, Y., 2000, “Manufacturing automation – metal cutting mechanics, machine tool vibrations, and CNC design”, Cambridge University Press, Cambridge, UK, 286p.
- Anselmetti, B., 1995, “Automatic set-up of tool monitors by a CAM system”, *Computers in Industry*, Vol.26, No.2, pp.135-145.
- Barron, R., 1996, “Engineering condition monitoring: practice methods and applications”, Ed. Addison-Wesley Longman, Harlow, UK, 239p.
- Blum, T., Suzuki, I & Inasaki, I., 1988, “Development of a condition monitoring system for cutting tools using an acoustic emission sensor”, *Bulletin of the Japan Society of Precision Engineering*, Vol.22, No.4, pp.301-308.
- Byrne *et al.*, 1995, “Tool condition monitoring – the status of research and industrial application”, *Keynote Papers, Annals of the CIRP*, Vol.44, No.2, pp.541-567.
- Chester, M., 1993, “Neural networks: a tutorial”, PTR Prentice Hall, Englewood Cliffs, USA, 184p.
- Childs *et al.*, 2000, “Metal machining: theory and applications”, John Wiley Professional, London, UK, 406 p.
- Czogala, E. & Leski, J., 2000, “Fuzzy and neuro-fuzzy intelligent system”, *Studies in fuzzyness and soft computing*, Ed. Physica-Verlag, Heidelberg, Germany, 193p.
- Dan, L. & Mathew, J., 1990, “Tool wear and failure monitoring techniques for turning – a review”, *International Journal of Machine Tools and Manufacturing*, Vol.30, No.4, pp.579-598.
- Davis, J. R., 1995, “Tool materials: a ASM specialty handbook”, *ASM International Handbook Committee*, 501p.
- Diei, E. N. & Dornfeld, D. A., 1987, “A model of tool fracture generated acoustic emission during cutting”, *ASME Journal of Engineering for Industry*, Vol.109, No.3, pp.234-240.
- Dimla, D. E., 1999, “Application of perceptron neural networks to tool-state classification in a metal-turning operation”, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol.12, No.4, pp.471-477.



- Dimla, D. E., 2000, "Sensor signals for tool-wear monitoring in metal cutting operations – a review of methods", *International J. of Machine Tools and Manufacture*, Vol.40, No.8, pp.1073-1098.
- Dimla, D. E.; Lister, P. M. & Leighton, N. J., 1997, "Neural network solutions to the tool condition monitoring problem in metal cutting – a critical review of methods", *International Journal of Machine Tools and Manufacturing*, Vol.37, No.9, pp.1219-1241.
- Dornfeld, D. A., 1990, "Neural network sensor fusion for tool condition monitoring", *Annals of the CIRP*, Vol.39, No.1, pp.101-105.
- Dornfeld, D. A., 1992, "Sensor fusion", in: Zuech, N., *Handbook of intelligent sensors for industrial automation*. Ed. Addison-Wesley, Reading, USA, pp.419-508.
- Dornfeld, D. A., 1994, "In process recognition of cutting states", *Review, JSME International Journal, Series C*, Vol.37, No.4, pp.638-650.
- Grabec, I.; Gradišek, J. & Grovekar, E., 1999, "A new method for chatter detection in turning", *Annals of the CIRP*, Vol.48, No.1, pp.29-32.
- Gong, W.; Obikawa, T. & Shirakashi, T., 1997, "Monitoring of tool wear states in turning based on wavelet analysis", *JSME International Journal, Series C*, Vol.40, No.3, pp.447-453.
- Hong, G. S., Rahman, M. & Zhou, Q., 1996, "Using neural network for tool condition monitoring based on wavelet decomposition", *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, Vol.36, No.5, pp.551-566.
- Jammu, V. B.; Danai, K. & Malkin, S., 1993, "Unsupervised neural network for tool breakage detection in turning", *Annals of the CIRP*, Vol.42, No.1, pp.67-70.
- Jemielniak, K., 1999, "Commercial tool condition monitoring systems", *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, Vol.15, No.10, pp.711-721.
- König, W. & Klocke, F., 1997, "Fertigungsverfahren I: drehen, fräsen, bohren", Ed. Springer-Verlag, Berlin, Germany, 417p.
- Lan, M. S. & Dornfeld, D. A., 1984, "In-process tool fracture detection", *Journal of Engineering for Industry*, Vol.111, No.2, pp.111-118.
- Langguth, T. & Bingen, A. W., 1991, "Werkzeug-Verschleiß-und-Bruchüberwachung beim flexiblen Drehen, Bohren und Fräsen", *Werkstatt und Betrieb*, Vol.124, No.1, pp.15-25. Carl Hanser Verlag, München, Deutschland.
- Lee, L. C.; Lee, K. S. & Gan, C. S., 1989, "On the correlation between dynamic cutting force and tool wear", *Int. Journal of Machine Tools and Manufacture*, Vol.29, No.3, pp.295-303.
- Leem, C. S., Dornfeld, D. A. & Dreyfus, S. E., 1995, "A customized neural network for sensor fusion in on-line monitoring of cutting tool wear", *Journal of Engineering for Industry*, Vol.117, No.2, pp.152-159.
- Li, S. & Elbestawi, M. A., 1996, "Tool condition monitoring in machining by fuzzy neural networks", *J. of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, Vol.118, No.4, pp.665-672.
- Li, X., Dong, S. & Venuvinod, P. K., 2000, "Hybrid learning for tool condition monitoring", *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, Vol.16, No.5, pp.303-307.
- Li, X. & Zhejun, Y., 1998, "Tool wear monitoring with wavelet packet transform-fuzzy clustering method", *Wear*, Vol.219, No.2, pp.145-154.
- Lou, K. -N. & Lin, C. -J., 1997, "An intelligent sensor fusion system for tool monitoring on a machine centre", *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, Vol.13, No.8, pp.556-565.
- Micheletti, G. F.; König, W. & Victor, H. R., 1976, "In process tool wear sensors for cutting operations", *Annals of the CIRP*, Vol.25, No.2, pp.483-496.
- Monostori, L., 1993, "A step towards intelligent manufacturing: modelling and monitoring of manufacturing processes through artificial neural networks", *Annals of the CIRP*, Vol.42, No.1, pp.485-488.
- Moriwaki, T., 1980, "Detection for cutting tool fracture by acoustic emission measurement", *Annals of the CIRP*, Vol.29, No.1, pp.35-39.
- Niu *et al.*, 1998a, "Multi-category classification of tool conditions using wavelet packets and ART2 network", *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, Vol.120, No.4, pp.807-816.

- Niu *et al.*, 1998b, "An intelligent sensor system approach for reliable tool flank wear recognition", The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, Vol.14, No.2. pp.77-84.
- Oraby, S. E. & Hayhurst, D. R., 1991, "Development of models for tool wear force relationships in metal cutting", International Journal of Mechanical Science, Vol.33, No.2, pp.125-138.
- Quan, Y., Zhou, M. & Luo, Z., 1998, "On-line robust identification of tool-wear via multi-sensor neural-network fusion", Eng. Applications of Artificial Intelligence, Vol.11, No.6, pp.717-722.
- Rangwala, S. S. & Dornfeld, D. A., 1990, "Sensor integration using neural networks for intelligent tool condition monitoring", Journal of Engineering for Industry, Vol.112, No.3, pp.219-228.
- Silva *et al.*, 2000, "The adaptability of a tool wear monitoring system under changing cutting conditions", AP Mechanical Systems and Signal Processing, Vol.14, No.2, pp.287-298.
- Tanguy, J. C., 1993, "Monitoração automática da usinagem: como e por quê", Revista Máquinas e Metais, Vol.27, No.325, pp.78-91.
- Takata *et al.*, 1987, "Tool breakage monitoring by means of fluctuations in spindle rotational speed", Annals of the CIRP, Vol.36, No.1, pp.49-52.
- Taylor, H. R., 1997, "Data acquisition for sensor systems", Chapman & Hall, London, UK, 327p.
- Thusty, J. & Andrews, G.C., 1983, "A critical review of sensors for unmanned machining", Key-Note-Papers, Annals of the CIRP, Vol.32, No.2, pp.563-572.
- Tönshoff *et al.*, 1988, "Developments and trends in monitoring and control of machining processes", Keynote Paper, Annals of the CIRP, Vol.37, No.2, pp.611-622.
- Trent, E. W. & Wright, P. K., 2000, "Metal cutting", Butterworth-Heinemann, Boston, USA, 446p.
- Yao, Y. & Fang, X. D., 1992, "Modeling of multivariate time series for tool wear estimation in finish-turning", Intern. Journal of Machine Tools and Manufacture, Vol.32, No.4, pp.495-508.
- Wells, D., 1993, "Tecnologia de supervisão para sistemas flexíveis de manufatura", Revista Máquinas e Metais, Vol.27, No.325, pp.48-64.
- Wild, P., 1994, "Industrial sensors and applications for condition monitoring", Mechanical Engineering Publications Ltd., London, UK, 127p.
- Zhou, Q., Hong, G. S. and Rahman, M., 1995, "A new tool life criterion for tool condition monitoring using a neural network", Contributed Paper, Engineering Application of Artificial Intelligence, Vol.8, No.5, pp.579-588.

## **APPLICATION OF AN INTELLIGENT MONITORING SYSTEM FOR CUTTING TOOL FAILURE DIAGNOSIS: A THEORETICAL APPROACH**

**Walter L. Weingaertner<sup>(1)</sup>; André J. Souza<sup>(2)</sup>**

Federal University of Santa Catarina, Precision Mechanics Laboratory

P.O. Box 476 (EMC), 88010-970, Florianópolis, SC, <sup>(1)</sup> wlw@lmp.ufsc.br, <sup>(2)</sup> ajsouza@lmp.ufsc.br

**Abstract.** *A tool failure (fracture and/or wear) in machining is direct or indirectly associated with distinct physical parameters related to workpiece material, tool type, cutting conditions etc. The on-line analysis and characterization of these parameters involve the implementation on monitoring systems. The successful of these systems depends upon both the quality of information extracted from collected signals and the computational intelligence algorithm used to synthesized them. In the first case, the multisensor technique is attractive, mainly because a loss of sensitivity for one sensor can be balanced through information obtained from the other sensor. In the second, the intelligent modeling approaches using neural networks and/or fuzzy logic have distinction for their abilities in describing non-linear characteristics current in machining processes. In this paper, a treatment of different concepts involved on implementation of an intelligent system for tool condition supervision and diagnostic in a metal-turning operation is provided. The fundamental goal is establishing a technological database toward realization of tool life prognostication in order to determine the best moment for tool replacement.*

**Keywords:** *Monitoring, Sensor Fusion, Neural Networks, Fuzzy Logic.*