



## COMPARAÇÃO DAS TÉCNICAS DE ANÁLISE DIMENSIONAL, OTIMIZAÇÃO DE ENSAIOS E REDES NEURAIS PARA DETERMINAÇÃO DA EQUAÇÃO DE TAYLOR EXPANDIDA NO PROCESSO DE FRESAMENTO DE TOPO

**André Luis Beloni dos Santos**

**Júlio César Giubilei Milan**

**Márcio Bacci da Silva**

**Sandro Cardoso Santos**

**Sebastião Simões Cunha Jr**

Universidade Federal de Uberlândia, Faculdade de Engenharia Mecânica, Uberlândia, Brasil.

[albeloni@mecanica.ufu.br](mailto:albeloni@mecanica.ufu.br), [jcmilan@mecanica.ufu.br](mailto:jcmilan@mecanica.ufu.br), [mbacci@mecanica.ufu.br](mailto:mbacci@mecanica.ufu.br)

[scsantos@mecanica.ufu.br](mailto:scsantos@mecanica.ufu.br), [simoes@mecanica.ufu.br](mailto:simoes@mecanica.ufu.br)

**Resumo.** Este trabalho tem como objetivo a determinação, segundo diferentes metodologias, da Equação Expandida de Taylor para a estimação da vida de uma ferramenta de corte em função dos principais parâmetros de usinagem: velocidade, avanço e profundidade de corte e o desgaste de flanco da ferramenta. Assim, pretende-se estimar e comparar a Equação de Taylor Expandida, para o fresamento de topo, de um aço para fabricação de moldes utilizando as seguintes técnicas: Análise Dimensional, Otimização de Ensaios e Redes Neurais Artificiais. Utilizou-se como corpo de prova duas amostras do aço, onde uma foi tratada com cálcio para melhoria da usinabilidade e a outra teve um tratamento convencional. As duas primeiras técnicas apresentaram resultados com desvios significativos para a predição do fim da vida das ferramentas. Já a rede neural artificial apresentou resultados altamente satisfatórios quando comparada às outras técnicas. No que segue, apresenta-se uma breve introdução ao processo de determinação da equação de Taylor Expandida e às Redes Neurais Artificiais. Por fim, tem-se o procedimento experimental usado bem como os resultados obtidos.

**Palavras-chave:** Equação de Taylor Expandida, Usinabilidade, Redes Neurais, Fresamento

### 1. INTRODUÇÃO

Um aumento excessivo no desgaste da ferramenta é responsável por muitas alterações nas características do corte podendo acarretar em um aumento substancial no nível de vibração do sistema, aumento da força de usinagem, perdas no acabamento superficial, dificuldade no controle dimensional de peças produzidas além de aumentar a temperatura na interface cavaco-ferramenta. Quando os valores das alterações provocadas pelo desgaste atingem níveis críticos, diz-se que a ferramenta de corte atingiu o fim seu de vida. Assim, a vida de uma ferramenta de corte pode ser definida como o período durante o qual o seu desempenho segue alguns critérios previamente estabelecidos, conhecidos como critérios de fim de vida, que são

fixados com base na alteração de uma ou mais das características citadas anteriormente.

Uma alternativa grandemente utilizada para predizer o fim de vida de uma ferramenta de corte é o emprego da Equação de Taylor, fundamentada no estudo das condições econômicas de corte.

Segundo Machado & Silva (1998) uma análise mais abrangente correlaciona a vida da ferramenta à diferentes parâmetros de corte, resultando na chamada Equação de Taylor Expandida. Esta equação é um dos mais eficientes indicadores da usinabilidade de um material, uma vez que é capaz de estabelecer uma relação entre a vida da ferramenta, os parâmetros de usinagem e o critério de fim de vida adotado. Esta equação é dada por:

$$T = K v_c^{x_1} f_z^{x_2} a_p^{x_3} VB_B^{x_4} \quad (1)$$

onde: T: vida da ferramenta,  $f_z$ : avanço por dente,  
K: constante,  $a_p$ : profundidade de corte,  
 $v_c$ : velocidade de corte,  $VB_B$ : desgaste de flanco médio.

A Equação de Taylor Expandida é frequentemente utilizada no estudo da usinabilidade de aços. Os trabalhos de Lourenço (1996) e Milan (1999) são exemplos de seu uso.

De acordo com Machado & Silva (1998), a Equação de Taylor Expandida não envolve todos os parâmetros que afetam o desgaste de uma ferramenta de corte, já que medir o desgaste de uma ferramenta é uma tarefa bastante árdua devido ao fato de se ter um número muito grande de variáveis. Desta forma, o uso da Equação de Taylor Expandida conduz a resultados que apresentam desvios em relação aos valores reais.

Devido a este fato, diversos trabalhos vêm sendo realizados com o objetivo de determinar a Equação de Taylor Expandida com a maior precisão possível e cada vez mais, utilizando um número menor de experimentos.

Santos (1996), realizou um estudo baseado na técnica de otimização de ensaios cujo objetivo é desenvolver recursos computacionais que permitam a obtenção da Equação de Taylor Expandida através da realização de um número mínimo de ensaios. Este método de cálculo dos coeficientes da equação apresenta como aspecto positivo o grande número de valores utilizados nos cálculos, de modo que os resultados tendem a se tornar mais confiáveis porém, o método não permite o planejamento prévio dos experimentos, já que o número de testes a serem realizados é um parâmetro a ser determinado.

Milan et al. (2000), utilizaram a Análise Dimensional como ferramenta para a determinação da Equação de Taylor Expandida. Esta técnica possui a vantagem de se poder planejar os testes além da utilização de um número pouco expressivo de dados para os cálculos. Porém, apresenta grandes erros decorrentes do número baixo de dados usados.

Santos et al. (1999), utilizou Redes Neurais Artificiais no processo de fresamento com o objetivo de determinar uma relação experimental entre o acabamento superficial, através da determinação da rugosidade  $Ra$ [mm], e alguns dos principais parâmetros de corte: velocidade de corte, avanço por dente, profundidade de corte, comprimento em balanço da fresa, desgaste de flanco máximo, nível de vibração e deslocamento da mesa de trabalho em relação a fresa.

Já em Santos et al. (1997) utilizou-se as Redes Neurais como forma de tentar predizer o fim de vida de ferramentas de corte no processo de fresamento.

Este trabalho tem como objetivo a determinação, segundo diferentes metodologias, da Equação Expandida de Taylor para a estimação da vida útil de uma ferramenta de corte em função dos principais parâmetros de usinagem: velocidade, avanço e profundidade de corte e o desgaste de flanco da ferramenta. Pretende-se estimar e comparar a Equação de Taylor Expandida, para o fresamento de topo, de um aço para fabricação de moldes utilizando as seguintes técnicas: Análise Dimensional, Otimização de Ensaios e Redes Neurais Artificiais.

## 2. REDES NEURAS ARTIFICIAIS – UMA REVISÃO

Com o avanço tecnológico das máquinas ferramentas e ferramentais de corte, e a necessidade constante de aumento da produtividade, cada vez mais o monitoramento dos parâmetros que controlam os processos de manufatura tem se tornado uma exigência em um mercado cada vez mais competitivo.

Os esforços iniciais para o desenvolvimento de técnicas de monitoramento em processos de usinagem, como por exemplo, das condições de rugosidade de uma superfície usinada, ou o desgaste das ferramentas de corte, se baseavam no estudo de modelos analíticos, que dependiam de uma grande quantidade de dados experimentais.

O grande número de variáveis envolvidas e a complexidade dos processos de usinagem, geravam dificuldades que comprometiam a confiabilidade de tais modelos. Com o advento dos discriminadores inteligentes (Dornfeld, 1990) (Rangwala & Dornfeld, 1987), um grande número de pesquisadores vem obtendo excelentes resultados com a utilização de técnicas de inteligência artificial para a identificação, reconhecimento, classificação e modelamento de sistemas altamente não lineares, como é o caso dos processos de corte, de difícil solução em computadores digitais. Neste contexto, o emprego das redes neurais artificiais vem se destacando em diversas áreas de atuação, demonstrando eficiência na estimação de parâmetros e otimização de modelos. Redes Neurais artificiais são modelos eletrônicos relativamente simples baseados na estrutura neural do cérebro, sendo capazes de resolver problemas matemáticos complexos.

Uma das características, talvez a maior vantagem do uso de redes neurais, é que elas não requerem, a priori, um entendimento do comportamento físico do processo. Elas utilizam um procedimento sistemático para relacionar dados de entrada e de saída, substituindo modelos exigentes em termos computacionais.

Existem duas diferenças básicas entre o procedimento neurocomputacional, empregado pelas redes neurais e o utilizado por algoritmos convencionais seqüenciais. A primeira é que as redes neurais empregam um processamento paralelo, podendo portanto realizar operações e solucionar problemas de uma maneira muito mais rápida. A segunda e mais importante é que as redes neurais tem a capacidade de aprender, podendo ser treinadas para reconhecer dados de entrada e gerar respostas apropriadas como saída.

As Redes Neurais Artificiais consistem em um conjunto de neurônios que são logicamente arranjados em duas ou mais camadas. Há uma camada de entrada e uma camada de saída, cada uma contendo pelo menos um neurônio. Neurônios na camada de entrada são, de certa forma, hipotéticos, pois não têm entrada e não realizam qualquer processamento. Suas saídas (ativações) são as entradas da rede. Usualmente existem uma ou mais camadas “ocultas” comprimidas entre a camada de saída e a de entrada. As entradas dos neurônios em cada camada vêm exclusivamente das saídas dos neurônios das camadas prévias, e as saídas seguem exclusivamente para os neurônios das camadas posteriores (Fig. 1). Cada uma dessas entradas são multiplicadas por um determinado peso de conexão  $w_i$  e são submetidas a uma determinada função comumente denominada *Função de Ativação*.

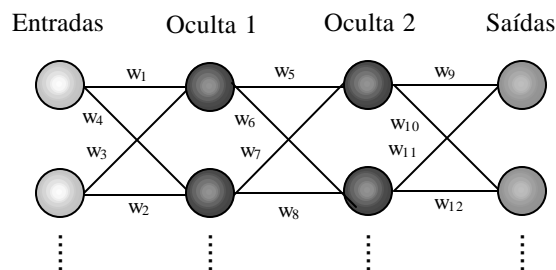


Figura 1- Esquema Genérico de uma Rede Neural.

A maioria dos modelos de Redes Neurais utilizados, tem como função de ativação a função *Sigmóidal*. Esta função é definida como contínua e com derivadas sempre positivas. A função Sigmóidal mais comum é a logística que é mostrada na equação (2), onde uma das grandes vantagens de sua utilização consiste na facilidade de ser encontrada sua derivada.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

O processo de treinamento inicia-se atribuindo-se pequenos valores não nulos aos pesos, geralmente gerados aleatoriamente. A seguir o conjunto de treinamento é apresentado à rede. Uma medida do erro incorrido é calculado e os pesos são atualizados de maneira a reduzir o erro. O processo é repetido tanto quanto necessário, procurando-se com isso, minimizar a influência do ponto de partida nos resultados do treinamento. Usualmente utiliza-se como medida, o erro quadrático médio, por ser facilmente calculável e permitir a obtenção explícita das suas derivadas parciais em relação aos pesos, uma característica de inestimável valor aos processos de minimização (Rumelhart et al., 1986). É praticamente impossível determinar a priori uma arquitetura efetiva para uma rede (número de camadas e de neurônios em cada camada), a partir das especificações de um problema. Isto deve ser feito experimentalmente.

### 3. PROCEDIMENTOS EXPERIMENTAIS

Afim de avaliar as técnicas acima citadas, foram feitos ensaios experimentais utilizando dois tipos de corpos de prova: aço VP20 e o VP20-UF ambos são aços para matrizes. Os dois materiais apresentam a mesma composição química e faixa de dureza, diferenciando-se entre si apenas pelo tratamento ao cálcio, pelo qual o aço VP20-UF foi submetido com o objetivo de melhorar a sua usinabilidade.

Os ensaios experimentais, nos quais foram obtidos todos os dados necessários à realização deste trabalho, foram realizados utilizando os seguintes equipamentos: R215.44-09 02 08M-WH 4030, pastilhas de metal duro com revestimento múltiplo de TiN, TiC e Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>, classe P25 . A fresa utilizada foi a R215 44 20 BD 09C, fresa de topo de 20 mm de diâmetro com 03 pastilhas intercambiáveis, Fresadora CNC ROMI INTERACT IV, com 22 cv. (16 KW) de potência.

Já o desgaste de flanco das ferramentas de corte, foi obtido mediante utilização de um microscópio ferramenteiro desenvolvido especificamente para medição de desgaste em ferramentas multicortantes.

Desta forma, afim de se determinar a Equação de Taylor Expandida para os dois tipos de corpos de prova, adotou-se a seguinte metodologia: mediu-se o desgaste de flanco médio ao longo da vida das ferramentas, em diferentes condições de corte. O intervalo de medição do desgaste da ferramenta varia de acordo com a severidade dos testes. O parâmetro utilizado como critério de fim de vida foi o desgaste de flanco médio  $VB_B = 0,4$  mm. Assim que apenas uma ou mais pastilhas atingiu este valor ou valor superior o ensaio foi encerrado.

As condições de cortes adotadas para a realização dos ensaios foram tomadas dentro das faixas de valores indicadas pelo fabricante da pastilha. A tabela 1 apresenta esses valores.

Tabela 1. Faixa de condições de corte indicada pelo fabricante da pastilha de corte.

	Mínima	Máxima
$v_c$ (m/min)	120	220
$a_p$ (mm)	1,0	3,0
$f_z$ (mm/dente)	0,075	0,15

Afim de se treinar a Rede Neural, bem como traçar as curvas de vida das ferramentas para ambas as técnicas, adotou-se as condições de corte dadas pela Tabela 2 (Milan, 2000).

Tabela 2 – Condições de corte utilizadas no processo de fresamento de topo.

condições de corte iniciais:	1 - $v_c = 123$ m/min , $f_z = 0,141$ mm/dente
	2 - $v_c = 196$ m/min , $f_z = 0,098$ mm/dente
	3 - $v_c = 208$ m/min , $f_z = 0,090$ mm/dente
	4 - $v_c = 128$ m/min , $f_z = 0,084$ mm/dente
condições de corte adicionais:	5 - $v_c = 220$ m/min – $f_z = 0,082$ mm/dente
	6 - $v_c = 220$ m/min – $f_z = 0,091$ mm/dente
	7 - $v_c = 220$ m/min – $f_z = 0,093$ mm/dente
	8 - $v_c = 120$ m/min – $f_z = 0,113$ mm/dente

De posse de todos estes dados, passa-se ao processo de determinação analítica da Equação de Taylor Expandida através das técnicas de Otimização de Ensaio e Análise Dimensional bem como o treinamento da Rede Neural para que se possa fazer uma comparação dos resultados obtidos para ambas as técnicas.

#### 4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

De acordo com Milan (2000), as Equações de Taylor Expandidas referentes à vida das ferramentas, obtidas pela Análise Dimensional são dadas por:

Para o aço VP20:

$$T = 15,374 \cdot 10^6 \cdot v_c^{-1} \cdot f_z^{0,27103} \cdot VB_B^{0,72897} \quad (3)$$

Para o aço VP20-UF

$$T = 23,912 \cdot 10^6 \cdot v_c^{-1} \cdot f_z^{0,05907} \cdot VB_B^{0,94093} \quad (4)$$

Já as equações fornecidas pelo método de Otimização de Ensaio são dadas por:

Para o aço VP20:

$$T = 6,72 \cdot 10^6 \cdot v_c^{-2,3746} \cdot f_z^{-0,3723} \cdot VB_B^{0,99887} \quad (5)$$

Para o aço VP20-UF

$$T = 3,974 \cdot 10^6 \cdot v_c^{-1,3639} \cdot f_z^{0,7991} \cdot VB_B^{1,8865} \quad (6)$$

Para a obtenção das curvas utilizando Redes Neurais usou-se a configuração dada pela Fig. 2, onde tem-se quatro variáveis de entrada ( $v_c$ ,  $f_z$ ,  $a_p$  e  $VB_B$ ) uma única camada interna composta por quatro neurônios e uma saída (T). Esta rede foi treinada utilizando os dados oriundos das condições de corte dadas pela Tabela 2.

Assim, de posse das medidas do  $desgaste$  e dos tempos de vida das ferramentas, foi criado um banco de dados que possibilitou o treinamento da rede neural bem como a estimação da Equação de Taylor Expandida utilizando as outras técnicas.

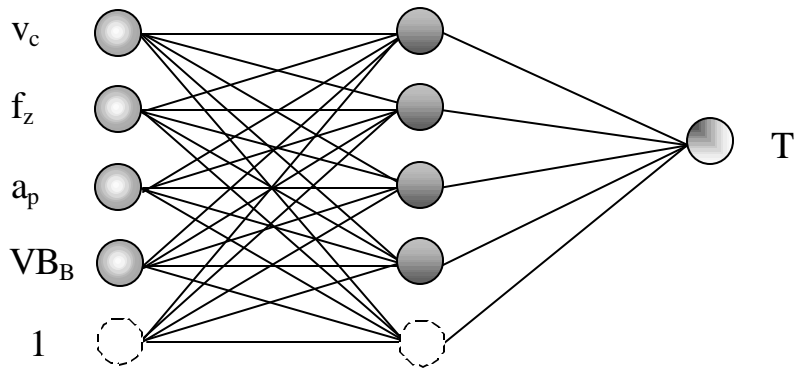
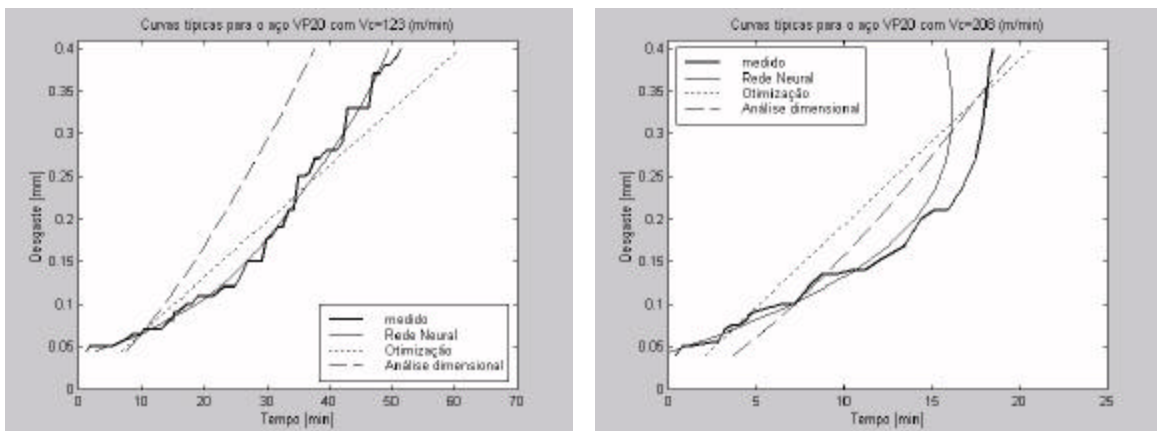


Figura 2 - Configuração da Rede Neural na qual utilizou-se o algoritmo Back-propagation.

Os gráficos da Fig. 3 mostram a comparação entre as curvas tempo versus desgaste obtidas a partir das técnicas de análise dimensional, otimização de ensaios e Rede Neural com o valor real medido durante os ensaios para o aço VP20.

As curvas são referentes às velocidades de corte de 123 m/min e 208 m/min.

A Fig. 3 mostra que tanto para o método de otimização de ensaios quanto para à técnica de análise dimensional houve um substancial desvio principalmente quando os níveis de desgaste aumentam fazendo com que a utilização destes métodos seja prejudicada uma vez que somente no início da curva há uma razoável correlação entre os dados calculados e os medidos. Já para a curva oriunda da rede neural observa-se que há uma boa correlação quando comparada aos dados medidos experimentalmente principalmente para a velocidade de corte de 123 m/min. O melhor ajuste para esta velocidade ocorre devido ao fato de se ter dados de melhor qualidade e em maior quantidade já que a rede neural é sensível a estes parâmetros. Já para a velocidade de 208 m/min observa-se que a tendência da curva foi mantida tornando os resultados bem mais confiáveis do que os obtidos pelas técnicas anteriores.



$v_c = 123$  m/min;  $f = 0,141$  mm/dente

$v_c = 208$  m/min;  $f = 0,090$  mm/dente

Figura 3. curvas de evolução do desgaste obtidas para o aço VP20

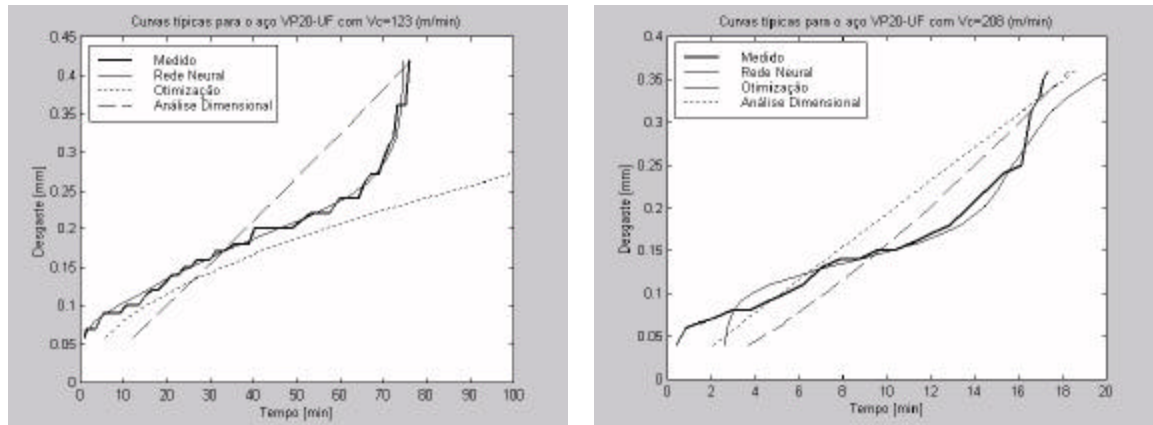
Os gráficos da Fig. 4 mostram a comparação entre as curvas tempo versus desgaste obtidas a partir das técnicas de análise dimensional e otimização de ensaios e também Rede Neural com o valor real medido durante os ensaios para o aço VP20-UF.

Novamente, tem-se as curvas utilizando velocidades de corte de 123 m/min e 208 m/min.

Os resultados obtidos a partir do método de otimização de ensaios foram mais próximos dos valores experimentais para a velocidade de corte de 123 m/min quando comparada com a

análise dimensional. Já para a velocidade de corte de 208 m/min e avanço de 0,090 mm/dente, os resultados obtidos através das duas técnicas apresentaram valores de desvios próximos.

Já os resultados oriundos da Rede Neural foram novamente bastante superiores aos obtidos pelos dois métodos citados, ficando muito próximos dos dados medidos experimentalmente. Novamente observa-se um melhor ajuste para a velocidade de 123 m/min decorrente do fato de se ter novamente mais dados e uma melhor qualidade dos mesmos para esta velocidade.



$v_c = 123$  m/min;  $f = 0,141$  mm/dente.

$v_c = 208$  m/min;  $f = 0,090$  mm/dente.

Figura 4. Curvas de evolução do desgaste obtidas para o aço VP20-UF.

O aspecto irregular da superfície desgastada em ferramentas utilizadas na usinagem dos dois tipos de aço dificulta o estabelecimento de uma medida exata para o desgaste de flanco médio, o que contribui para que os valores dos erros encontrados no equacionamento sejam elevados.

Os valores de vida das ferramentas, para a usinagem de um mesmo material nas mesmas condições de corte apresentam diferenças, por motivos já discutidos. Os resultados encontrados para a usinagem dos diferentes materiais em condições de corte idênticas, mostram que a vida das ferramentas é consideravelmente maior quando se usina o aço VP20-UF, independente do método utilizado para se obter estes valores. Isto qualifica os diferentes métodos aqui utilizados para a determinação da vida das ferramentas de corte quando sujeitas ao fresamento de topo.

#### 4. CONCLUSÕES

De acordo com os resultados obtidos pode-se concluir que as Redes Neurais são ferramentas bastante poderosas e robustas quando se deseja determinar a vida de ferramentas de corte no processo de fresamento de topo além de serem bem mais confiáveis quando relacionadas com as técnicas de otimização de ensaios e análise dimensional porém, nota-se a sua sensibilidade à quantidade e qualidade dos dados obtidos para treinamento das mesmas.

Observou-se também, que a análise dimensional, apesar de ser uma técnica relativamente simples, permite a estimação da equação de Taylor, sem apresentar erros significativamente maiores que o apresentado pela técnica de otimização de ensaios.

Verifica-se que as técnicas de otimização de ensaios e análise dimensional são bastante sensíveis a elevados valores de desgaste, produzindo altos níveis de erro relativo.

Os resultados mostram a dificuldade de se obter um modelo matemático associado à vida da ferramenta e justificam a tentativa de se obter equações que correspondam melhor aos valores experimentais, porém são eficientes na classificação de usinabilidade dos diversos materiais.

## REFERÊNCIAS

- Dornfeld, D.A., 1990, “Neural Network Sensor Fusion for Tool Condition Monitoring”, Ann. CIRP, 39(1), pp. 101-105.
- Lourenço, C. J., 1996, “A Usinabilidade do Aço Inoxidável Austenítico ABNT 304”, Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, MG, Brasil.
- Machado, A. R., Silva, M. B., 1998, “Usinagem dos Metais” Ed. UFU Uberlândia.
- Milan, J. C. G., 1999 “Usinabilidade de Aços para Matrizes de Injeção de Plásticos”, Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, MG, Brasil.
- Milan, J. C. G., Silva, M. B., Santos, S. C., 2000, “Determinação Da Equação De Taylor Expandida Através das Técnicas de Análise Dimensional e de Otimização de Ensaio”, I Congresso Nacional de Engenharia Mecânica – CONEM 2000.
- Rangwala, S. and Dornfeld, D., 1987, “Integration of Sensors Via Neural Networks for Detection of Tool Wear States”, Proc. Symp. on Integrated and Intelligent Manufacturing Analysis and Synthesis, ASME, pp. 109-120.
- Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., Williams, R. J., 1986; “A General Framework for Parallel Distributed Proc.”, In Parallel Distrib. Proc., MIT press, Cambridge, MA 661-670.
- Santos, A. L. B. 1996, “Otimização de Ensaio Utilizados na Determinação dos Coeficientes da Equação de Taylor Expandida”, Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, MG, Brasil.
- Santos, A. L. B., Duarte, M. A. V., Ribeiro, C. R., 1997, “Modelling Milling Machining Process using Neural Network Procedure”, XIV COBEM, Bauru, SP.
- Santos, A. L. B., Sousa, M. M., Duarte, M. A. V., Ribeiro, C. R., 1999, “Estudo do Comportamento do Acabamento Superficial em Relação aos Principais Parâmetros de Usinagem no Fresamento via Redes Neurais”, XV COBEM, Águas de Lindóia, SP.

### USING THE DIMENSIONAL ANALYSIS TECHNIQUE, EXPERIMENTS OPTIMIZATION AND NEURAL NETWORK FOR THE EXPANDED TAYLOR EQUATION DETERMINATION FOR END MILLING PROCESS

***Abstract.** The main propose of this work is the determination, according different methodologies, of the Expanded Taylor Equation to estimate the tool life as a function of cutting speed, feed rate, depth of cut and flank wear. In this way, it is desired to estimate and compare the Expanded Taylor Equation, in end milling process, when machining a mold fabrication iron using the following techniques: Dimensional Analysis, Experiments Optimization and Artificial Neural Networks. There were used two work pieces with different treatments. The first one treated conventionally and the last with calcium. The Neural Network procedure provided a considerable reduction in the error when predicting the tool life and when compared with those obtained from the others procedures. In the following, the work presents a brief introduction about the determination of the Expanded Taylor Equation and also about the Artificial Neural Network. The used procedures are then fully described and the results of the predicted tool life compared.*

***Keywords:** Expanded Taylor equation, Machinability, Neural networks, Milling*