

PROCEDIMENTO PARA A DETERMINAÇÃO E ESTIMATIVA DAS TRINCAS DE ORIGEM TÉRMICA GERADAS EM UM PROCESSO DE FRESAMENTO FRONTAL

Sebastião Simões Cunha Jr

UNIMINAS – União Educacional de Minas Gerais

Rua Alfredo Vilela Andrade, 255, Morada da Colina, CEP: 38411-113, Uberlândia, MG, Brasil.

E-mail: simoes@mecanica.ufu.br

André Luis Beloni dos Santos

UNIPAC - Universidade Presidente Antonio Carlos

Av. Minas Gerais 1889, Centro CEP 38440-000, Araguari, MG, Brasil.

E-mail: albeloni@mecanica.ufu.br

Anderson Clayton Alves de Melo

UFU - Universidade Federal de Uberlândia – Faculdade de Engenharia Mecânica

Av. João Naves de Ávila 2160 – bloco 1M, CEP 38400-902, Uberlândia, MG, Brasil.

E-mail: acamelo@mecanica.ufu.br

Marcus Antônio Viana Duarte

UFU - Universidade Federal de Uberlândia – Faculdade de Engenharia Mecânica

Av. João Naves de Ávila 2160 – bloco 1M, CEP 38400-902, Uberlândia, MG, Brasil.

E-mail: mvduarte@mecanica.ufu.br

Resumo. Em processos de corte descontínuos, como no Fresamento, onde a ferramenta passa por períodos ativos e inativos de remoção de material, as trincas de origem térmica se apresentam como um tipo de avaria particularmente importante, principalmente em ferramentas de metal duro, e que são extremamente prejudiciais à vida destas. Este trabalho apresenta um procedimento via redes neurais com o objetivo de estudar, em função dos parâmetros velocidade de corte, avanço por dente, percurso de avanço e penetração de trabalho, a pré-disposição para a ocorrência de trincas de origem térmica em ferramentas de metal duro. A metodologia de Redes Neurais utilizada mostrou-se eficiente em estimar com confiabilidade o número de trincas térmicas em ferramentas de corte, além de ser um importante instrumento no sentido de auxiliar no ajuste dos parâmetros do processo que conduzirão à redução da taxa de desgaste e de avarias nas ferramentas de corte.

Palavras-chave: Redes neurais, Trincas térmicas, Fresamento.

1. INTRODUÇÃO

Dentre os processos de usinagem aplicados na indústria moderna, o fresamento ocupa lugar de destaque, e isto se deve à sua grande versatilidade e capacidade de remoção de cavacos. Porém, este possui algumas peculiaridades que afetam diretamente o desempenho das ferramentas de corte nele utilizadas. Este processo caracteriza-se por ser interrompido, ou seja, durante a usinagem a ferramenta de corte passa por períodos ativos, onde trabalha removendo material da peça na forma de cavacos, e por períodos inativos, onde não existe contato da ferramenta com a peça usinada. A característica interrompida do fresamento submete a ferramenta de corte a flutuações de cargas

mecânicas e térmicas, que promovem o aparecimento de uma série de desgastes e avarias. Dentre as avarias, as trincas de origem térmica são particularmente importantes, principalmente em ferramentas de metal duro, onde se apresentam perpendiculares às suas arestas de corte e são consideradas extremamente prejudiciais à vida destes dispositivos.

Diversos pesquisadores já fizeram estudos sobre as trincas de origem térmica, Boston e Gilbert (1947), Opitz e Fröhlich (1954), Lenz (1967), Kato et al. (1976), Ferraresi (1977) e muitos destes estudos têm mostrado que a seleção dos parâmetros de corte influencia diretamente no fenômeno, aumentando ou diminuindo a taxa de ocorrência do mesmo. Desta forma, o conhecimento prévio do comportamento de geração das trincas térmicas com a variação de parâmetros de corte tais como, velocidade de corte, avanço por dente e profundidade de corte, seria uma importante ferramenta para a otimização das variáveis do processo de modo a minimizar a formação tais trincas.

Neste contexto, surgem as Redes Neurais Artificiais como uma ferramenta bastante útil e apta a relacionar a tendência de formação de trincas térmicas com os principais parâmetros de usinagem.

No que segue, tem-se uma breve apresentação acerca das Redes Neurais Artificiais, o procedimento experimental e por fim a apresentação dos resultados obtidos.

2. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Devido ao grande número de variáveis envolvidas e a complexidade dos processos de usinagem, a confiabilidade do monitoramento do processo feito usualmente por meio de modelos analíticos é muito baixa. Com o advento dos discriminadores inteligentes (Dornfeld, 1990; Rangwala e 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 modelagem de sistemas altamente não lineares, como o fresamento.

Neste contexto, o emprego das Redes Neurais Artificiais vem se destacando em diversas áreas de atuação, demonstrando eficiência na estimativa 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.

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, vide Fig. (1). Cada uma dessas entradas é multiplicada por um determinado fator de ponderação w_i e são submetidas a uma determinada função comumente denominada *Função de Ativação*.

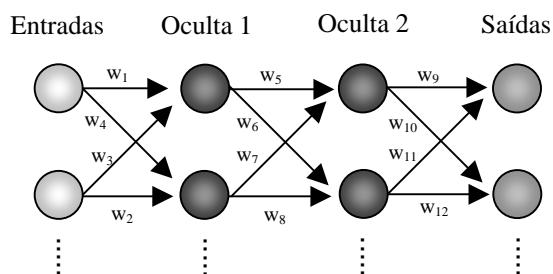


Figura 1. Esquema Genérico de uma Rede Neural.

O processo de treinamento da rede 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 incorrida é calculada 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 de acordo com 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.

Para a estimativa do número de trincas térmicas geradas nas ferramentas de metal duro utilizadas neste trabalho, foi utilizada uma rede neural do tipo multicamadas com controle de erro por back-propagation, composta por uma camada de entrada, uma camada de saída com um neurônio e uma camada intermediária, composta por oito neurônios. Quatro foram os parâmetros de entrada estudados: percurso de avanço “ L_f ”, avanço por dente “ f_z ”, profundidade de corte “ a_p ” e velocidade de corte “ v_c ”, os quais foram usados para estimar o número de trincas térmicas “NT” da ferramenta de corte (parâmetro de saída desejado).

3. PROCEDIMENTO EXPERIMENTAL - TESTES DE FRESAMENTO FRONTAL

A metodologia adotada nos testes experimentais foi fixar um percurso de avanço (L_f) e, após cada “passada” da fresa, a ferramenta de corte era minuciosamente observada em um microscópio eletrônico de varredura. As especificações, segundo ISO, da ferramenta são mostradas na Tab. (1).

Tabela 1. Ferramenta de corte utilizada nos testes de fresamento.

Classe da ferramenta	P25
Número de arestas	4
WC (% em peso)	46,6
TiC+TaC+NbC (% em peso)	40,9
Co (% em peso)	12,5
Condutividade térmica (W/m.K)	40
Tamanho médio dos carbonetos (μm)	3

Os testes foram realizados em fresamento frontal, onde se utilizou uma fresa R260 22-080-15 (diâmetro externo de 80mm). Quando o inserto (ferramenta de corte) é montado junto à fresa, a seguinte geometria de corte é estabelecida: $\chi_r = 45^\circ$; $\lambda_s = 17^\circ$; $\gamma_o = 9^\circ$ e $\alpha_o = 20^\circ$.

Apenas um inserto por ensaio foi colocado na fresa, apesar da mesma ter capacidade para suportar até seis insertos de acordo com a Fig. (2).

A máquina utilizada foi uma fresadora CNC marca ROMI, modelo INTERACT 4, com potência máxima de 16 KW, a qual usinou barras de aço de seção quadrada de 101,6 mm, ABNT 1045, com dureza média de 273 HV.

Os testes foram divididos em baterias de ensaios de fresamento e correspondentes análises no microscópio eletrônico de varredura. Cada bateria correspondeu ao fresamento da barra de aço com cada uma das quatro arestas de corte da ferramenta, através de um percurso de avanço (L_f) de 500 mm e penetração de trabalho (a_e) de 55 mm, conforme Fig. (3) abaixo.

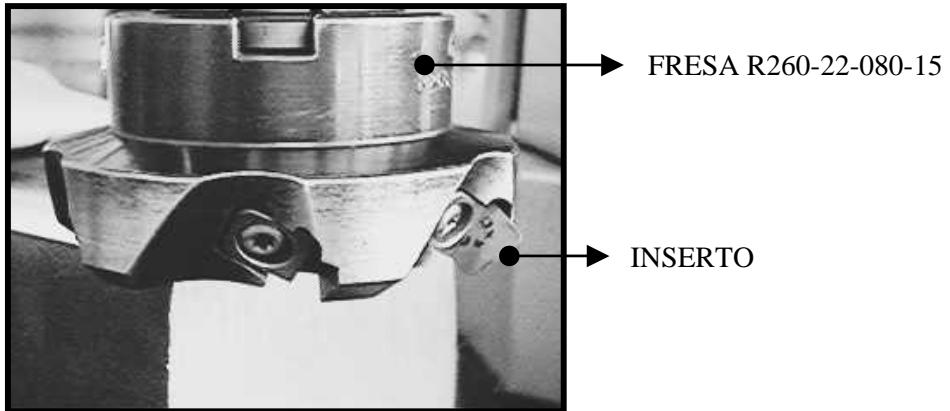


Figura 2. Fresa usada nos ensaios mostrando um único inserto montado em uma de suas sedes.

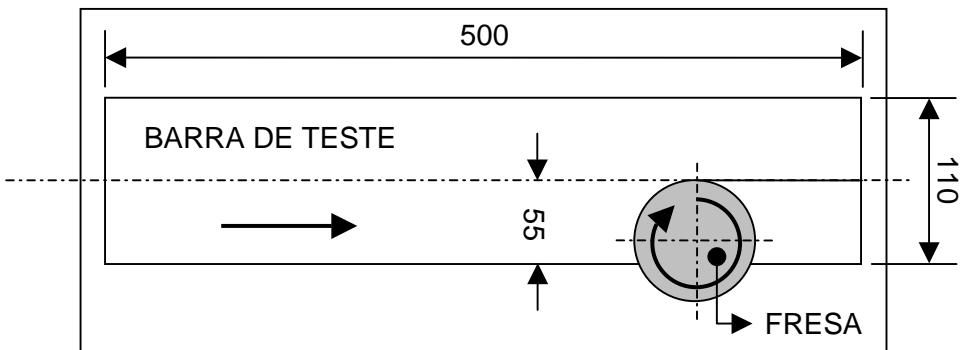


Figura 3. Geometria de corte praticada nos ensaios de fresamento.

A fim de se obter dados mais significativos, foram executadas três baterias de testes (3 “passadas” da fresa), o que correspondeu a um percurso de avanço de 1500 mm. Ao final de cada passada, mediam-se os desgastes de flanco médio e/ou máximo na aresta ensaiada.

Adotou-se como critério de parada dos ensaios o valor de $VB_B \geq 0,4$ mm (em cada aresta de corte) que corresponde ao fim de vida da ferramenta.

Após cada bateria de ensaios, as amostras foram limpas com o auxílio de um limpador ultrassônico por um tempo de 1,5 minuto e em seguida foram analisadas em um microscópio eletrônico de varredura, (MEV) LEO 940 A - Zeiss.

A análise no MEV consistiu da observação e registro, através de arquivos de foto, da morfologia das trincas e de outras avarias geradas e/ou do desgaste em cada aresta testada. Fez-se também a contagem do número de trincas térmicas geradas em cada aresta. Neste caso, foram consideradas todas as trincas perpendiculares à aresta de corte observáveis com um aumento de 400X.

4. APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

Para a obtenção das curvas utilizando Redes Neurais usou-se a configuração dada pela Fig. (4), onde se tem uma rede do tipo MLFN (Multi Layer Feedforward Network) com quatro variáveis de entrada (L_f v_c f_z e a_p), uma única camada interna composta por quatro neurônios e uma camada de saída (NT).

Usou-se como critério de parada do treinamento da rede neural o valor do erro médio quadrático, que neste trabalho foi escolhido como sendo 0.20.

Desta forma, de posse das medidas do número de trincas em cada aresta de corte da ferramenta em função dos parâmetros acima mencionados (L_f V_c F_z A_p), foi criado um banco de dados que possibilitou o treinamento e a validação da Rede Neural proposta.

Na Fig. (5) abaixo, tem-se os valores dos números de trincas observados nos diversos ensaios experimentais bem como o resultado obtido via Redes Neurais. Como pode ser observado, o resultado obtido quando se utilizou a Rede Neural foi bastante satisfatório e robusto uma vez que ela foi capaz de seguir a tendência da formação de trincas em quase todo o espaço de estudo sendo então uma ferramenta muito útil quando se deseja determinar este tipo de falha nestas condições de corte.

Valores mais aproximados podem ser obtidos diminuindo-se o valor final do erro médio quadrático e fazendo-se uma melhor medição dos dados para serem treinados.

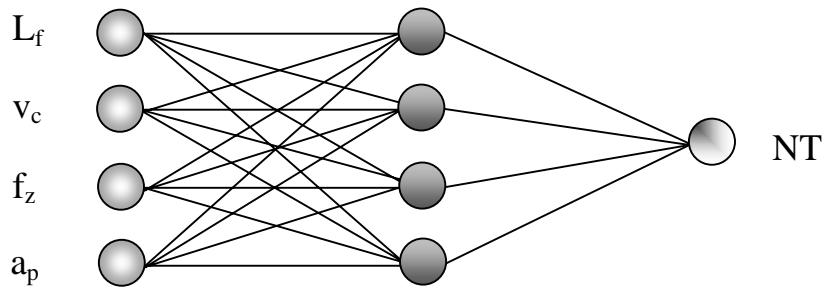


Figura 4. Configuração da Rede Neural na qual utilizou-se o algoritmo Back-propagation.

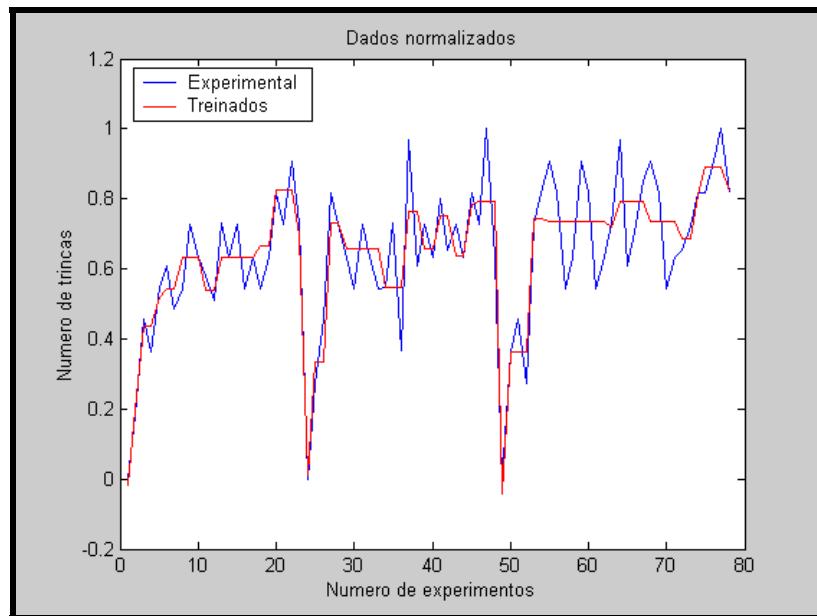


Figura 5. Curvas de desgaste da ferramenta – Ensaios Experimentais e Redes Neurais Artificiais.

5. CONCLUSÕES

Neste trabalho, mostrou-se uma possível solução para o problema de determinação do número de trincas de origem térmicas que geralmente ocorrem em ferramentas de metal duro sujeitas ao processo de fresamento frontal utilizando as Redes Neurais Artificiais.

De acordo com os resultados obtidos pode-se concluir que a utilização de Redes Neurais é uma ferramenta bastante poderosa e robusta para a solução deste problema, uma vez que estas foram capazes de predizer com considerável confiança o número de trincas térmicas finais que poderiam aparecer nas ferramentas sujeitas a este tipo de usinagem.

Melhores resultados poderiam ter sido obtidos caso os experimentos usados para treinar e validar a Rede Neural fossem mais precisos e estatisticamente elaborados.

6. REFERÊNCIAS

- Boston, O. W. and Gilbert, W. W., 1947, "Influence of Tool Life and Power of Nose Radius, Chamfer and Peripheral Cutting Edge Angle when Face Milling a 40.000 psi Cast Iron", Transactions of the ASTM, 69, pp. 117-124.
- Dornfeld, D. A., "Neural network sensor fusion for tool condition monitoring", Annals CIRP, 1990, 39/1, 101.
- Ferraresi, D., 1977, "Fundamentos da Usinagem dos Metais", ed. Edgard Blücher, São Paulo, pp. 751.
- Kato, S., Yamaguchi, K., Watanabe, Y. and Hiraiwa, Y., 1976, "Measurement of Temperature Distribution Within Tool Using Powders of Constant Melting Point", ASME Journal for Engineering for Industry, pp. 607-613..
- Lenz, E., 1967, "Temperatures in Metal Cutting", International Conference on Manufacturing Technology, pp. 553-557.
- Optiz, H. and Föhlich, K. E., 1954, ZVDI, 96, pp. 822.
- Rangwala, S. and Dornfeld, D. A., "Integration of Sensor Via Neural Networks for Detection of Tool Wear States", ASME PED, 1987, 25, 109.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., and Williams, R. J., 1986, "A General Framework for Parallel Distributed Proc.", In Parallel Distrib. Proc., MIT press, Cambridge, MA 661-670.

AN APPROACH FOR ESTIMATION OF GENERATED THERMAL CRACKS IN A FACE MILLING PROCESS

Sebastião Simões Cunha Jr

UNIMINAS – Educational Union of Minas Gerais

R. Alfredo Vilela Andrade, 255 - Morada da Colina, 38411-113, Uberlândia, MG, Brazil.

E-mail: simoes@mecanica.ufu.br

André Luis Beloni dos Santos

UNIPAC - Presidente Antonio Carlos University

Av. Minas Gerais 1889, Centro, 38440-000, Araguari, MG, Brazil.

E-mail: albeloni@mecanica.ufu.br

Anderson Clayton Alves de Melo

Federal University of Uberlandia – School of Mechanical Engineering

Av. João Naves de Ávila 2160 – Building 1M, 38400-902, Uberlândia, MG, Brazil.

E-mail: acamelo@mecanica.ufu.br

Marcus Antônio Viana Duarte

UFU - Universidade Federal de Uberlândia – Faculdade de Engenharia Mecânica

Av. João Naves de Ávila 2160 – bloco 1M, CEP 38400-902, Uberlândia, MG, Brasil.

E-mail: mvduarte@mecanica.ufu.br

Abstract. In interrupted cutting process, as milling, thermal cracks causes a particular kind of failure, mainly in carbide cutting tool, decreasing the tool life. The present work proposes a neural network based procedure aiming to establish a relationship between the thermal cracks generated and the cutting parameters: cutting speed, feed per tooth, feed length and cutting width. The trained network was used to predict thermal cracks and the values used to verify its behavior against the studied parameters. The results showed that neural network is a promising technique to estimate the thermal cracks, besides being an important tool to aid in the choice of the adequate parameters, which will lead to a reduction of the wear rates and failure of the cutting tools.

Keywords: Milling, Neural Network, Thermal Cracks