

# A High Performance Thickness Control Architecture for Flat Sheet Rolling Mills

Luis Caldas\*, Alessandro La Neve\*\*

\* FEI- Faculdade de Engenharia Industrial Departamento de Engenharia Elétrica Av..H A. C. Branco, 3972 – CEP 09850-901 São Bernardo do Campo – SP – Brasil E-mails lucapel@uol.com.br

Abstract - It is here described the development of a high performance and robust automatic thickness control model, AGC-Automatic Gauge Control, for flat rolling mills. The control system architecture was implemented with the aid of modeling using neuro-fuzzy techniques, for the process dynamics control, and adaptive networks, for the perturbation canceller. The performance of this architecture, which was simulated in Matlab environment, was compared to that of a conventional LQG - Linear Quadratic Gaussian controller, which was submitted to the same excitation, to verify the system efficiency. The result was a perturbation attenuation in the process ten times higher than the corresponding counterpart in a conventional system . This confirms the better precision and robustness of the control system implemented and here described.

Key words: AGC control, neuro-fuzzy, adaptive networks, modeling, rolling mill.

### I. INTRODUÇÃO

O objetivo deste trabalho é o desenvolvimento de um modelo de sistema de controle automático de espessura de alto desempenho e robustez, conhecido como AGC -Automatic Gauge Control, para processos de laminação. A arquitetura do controle foi realizada por modelagem, pela técnica neuro-fuzzy para a dinâmica do processo, e com um filtro adaptativo e inverso para o cancelamento das perturbações. O desafio da implementação do controle de espessura é grande, devido a dois fatores que influenciam seu desempenho: o primeiro, pelas deficiências no material a ser laminado, e o segundo pela variabilidade no laminador. Estes fatores agem como perturbações para o sistema de controle, sendo que o primeiro é representado pela variação na dureza do material ou espessura de entrada, e o segundo é representado pela excentricidade dos cilindros. Estas perturbações agem de maneira oposta, levando o sistema de controle a atuações indevidas, não alcançando as compensações corretas. Desta forma, o desempenho do AGC fica comprometido, pois não consegue cumprir as exigências de qualidade na tolerância na espessura. Neste projeto conseguiu-se, através da modelagem de um filtro adaptativo e inverso, o cancelamento das perturbações na entrada do sistema de controle. O tratamento das perturbações, realizado de forma separada em relação á dinâmica do processo, não interfere neste ultimo e o controle torna-se mais preciso e robusto. O controle adaptativo e inverso foi utilizado na implementação da dinâmica do processo . O método de auto-correção utiliza \*\* FEI- Faculdade de Engenharia Industrial Departamento de Engenharia Elétrica Av..H A. C. Branco, 3972 –CEP 09850-901 São Bernardo do Campo – SP – Brasil E-mails: <u>alaneve@cci.fei.br</u>

o controle feedforward na otimização do desempenho do processo, através de ajustes dos parâmetros do controlador. A modelagem foi realizada através de dados reais coletados em um laminador de acabamento do tipo duo. O método permitiu a construção híbrida de um controlador que utiliza lógica fuzzy, e emprega uma rede neural com a finalidade de desempenhar tarefas especificas de controle. Para a otimização da rede neural no modelo, foram utilizados os algoritmos LSE-Estimador dos Mínimos Quadrados, e GD, Gradiente Descendente, que estão integrados no sistema ANFIS -Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System [1]. A mesma metodologia foi empregada na implementação do cancelador de perturbações. Seu modelo foi obtido pelos sinais que interferem tanto na força de laminação como na abertura dos cilindros de laminação. O sinal da excentricidade dos cilindros de laminação interfere positivamente no atuador hidráulico e pode ser representado por um ruído branco aplicado a um filtro passa-faixa; por sua vez o sinal da variação na dureza do material laminado interfere negativamente na somatória de forças de laminação com o sinal da excentricidade e pode ser representado por um ruído branco aplicado a um filtro passa-baixa. O desempenho da arquitetura, quanto à precisão e robustez, foi comprovado através das várias simulações que foram realizadas, e foi comparado, como demonstração da sua eficiência, com o desempenho de um controlador convencional, que foi submetido à mesma excitação. O controlador convencional escolhido para avaliação é do tipo linear quadrático gaussiano, LOG-Linear Ouadratic Gaussian, com realimentação em malha fechada por um filtro linear estocástico Kalman, cuja implementação se baseia no conhecimento formal da função de transferência do processo, conforme [2]. As simulações realizadas foram desenvolvidas em ambiente Matlab, e o resultado obtido foi uma atenuação, nas perturbações do processo, 10 vezes maior que o convencional, demonstrando assim a maior robustez e precisão deste sistema de controle.

# II. PERTURBAÇÕES NO PROCESSO DE LAMINAÇÃO

O processo de laminação consiste na passagem do material entre os cilindros de laminação posicionados por meio de atuadores hidráulicos e controlados por um sistema de controle AGC. O trabalho é desenvolvido em um laminador de chapa plana de metal e a Fig. 1 mostra a forma do material tanto na entrada como na saída.



O objetivo do processo é reduzir a espessura do material de entrada para um valor desejado, com qualidade assegurada na tolerância final da espessura.

As variações na espessura de saída podem ser resultantes das seguintes perturbações : variações na espessura/dureza do material de entrada, e excentricidade nos cilindros de laminação.

O sistema de controle deve ser realimentado a fim de reduzir o efeito destas perturbações. A produção de materiais que estão fora da espessura desejada, nos processos de laminação, tem muitas causas, e estas podem ser divididas em dois grupos principais.

Grupo 1 : deficiências na chapa ou material de entrada. Neste caso as razões pelas quais o material está fora de calibração se devem tanto ao perfil como às propriedades mecânicas da chapa de entrada, ou seja :

a) Chapa de entrada fora de calibração, com a espessura variando fora dos limites ;

b)Variações no alongamento na chapa de entrada, devido à aplicação de pressões de laminação maiores em um determinado ponto;

c) Variações no coeficiente de atrito, devido à lubrificação, refrigeração ou à velocidade de laminação.

Grupo 2 : Variabilidade devido ao laminador. Neste segundo grupo as variações no laminador são responsáveis pelas possíveis diferenças na espessura final do material :

a)Excentricidade dos cilindros de apoio, conhecida como BUR (Back-up roll);

b)Variação na película de óleo nos mancais variando com a velocidade de laminação;

c) Dureza do cilindro, expansão do cilindro com a temperatura, desgaste do cilindro e imprecisões no perfil do cilindro.

Os fatores de influência do primeiro grupo agem sobre a forca de laminação entre os cilindros de trabalho e consequentemente sobre a mola ou a elasticidade do laminador. Se a relação da rigidez entre a cadeira de laminação e o material for baixa, maior será a influência dos fatores do grupo I sobre o material fora de espessura. Em suma, uma tendência de aumento na espessura de saída está associado ao aumento na força de laminação. Os fatores de influência do segundo grupo incluem variações espúrias na abertura do cilindro. Quanto mais alta for a relação entre a cadeira e o material, maior será a influência dos fatores do grupo II sobre o material fora de espessura. Consequentemente, um aumento na espessura de saída é associado a uma diminuição na força de laminação. Estes dois tipos de perturbações agem em direções opostas, o que é um problema sério para ser resolvido com a abordagem clássica de controle.

A espessura do material é controlada pelo posicionamento dos atuadores hidráulicos durante o processo de laminação. A abertura entre os dois cilindros é chamado de "roll-gap".

#### Minimização das perturbações

Conforme [3] existem duas maneiras para minimizar os problemas provocados pela excentricidade dos cilindros de laminação, ou seja:

- Estimar as variações de baixa freqüência na força de laminação e usar a realimentação no controle destas estimativas para manter o nível de referência da força.
- (2) Estimar as variações da força de laminação e da excentricidade dos cilindros de laminação, a fim de manter a força de laminação e a espessura de saída constantes.

Devido à dificuldade de sua medição, as perturbações devem ser estimadas para a definição do modelo, adotado por Grimble [1], que é baseado num filtro Kalman e um controlador ótimo LQG associados .As perturbações na espessura de saída, devido à variação da espessura de entrada e troca na dureza, são de baixa freqüência e assim podem ser modeladas por um filtro passa baixa, excitado por um ruído branco. Por outro lado, a perturbação devido à excentricidade, que é periódica, senoidal e de alta freqüência, é função da velocidade de laminação. Um modelo razoável para esta perturbação é um filtro passa faixa, excitado por um ruído branco [ 4 ]. Este modelo, proposto por [ 3 ] e implementado no MATLAB [ 4 ], foi adotado para analise e comparação com o outro proposto mais adiante

#### III. MODELO PARA O PROCESSO DE LAMINAÇÃO DE UM EIXO (X)

É apresentado a seguir o modelo genérico para o processo de laminação . A Fig. 2 mostra o modelo em malha aberta para o laminador, onde

u = comando de entrada,  $\delta$  = gap da espessura,

f =força de laminação,  $w_i$  = modelo da perturbação de entrada e  $w_e$  = modelo da excentricidade.



Fig. 2

As componentes H(s),  $F_e(s)$  e  $F_i(s)$  são forças que incrementam a força de laminação. A força de laminação reduz a espessura de entrada, pois reduz o gap entre os cilindros de laminação, e um incremento na espessura de entrada aumenta o gap entre os cilindros.

Conforme [ 4 ] os atuadores hidráulicos possuem uma função de transferência final representada por H(s) e a função de transferência do efeito das perturbações é dada por Fi (s) e Fe(s) :

$$H(s) = \frac{2.4 \times 10^8}{s^2 + 72s + 90} , \qquad (1)$$

$$Fi(s) = \frac{10^8}{s + 0.05} , \qquad (2)$$

$$F_e(s) = \frac{3 \times 10^4 \text{ s}}{\frac{1}{10^2 \text{ s}^2 + 0.125 \text{ s} + 6^2}}, \qquad (3)$$

$$g = 10^{-6}$$
 (4)

#### IV. CONTROLE REALIZADO COM LQG

Uma filosofia consistente pode ser desenvolvida usando controladores do tipo PID ou controladores ótimos. Uma vez que as perturbações tem diferentes características de resposta em freqüência, um filtro Kalman é utilizado para as estimativas . Uma solução convencional é colocar em cascata com o filtro Kalman uma matriz de ganho de realimentação constante, derivada da teoria de controle ótimo LQG.

O projeto LQG envolve dois passos : ganho de realimentação, que minimiza a medição do desempenho LQG, e um filtro Kalman, que estima o vetor de estado dado pela medição da força de laminação. A Fig. 3 mostra a resposta em fase e em freqüência do regulador LQG conectado ao estimador filtro Kalman.



Fig. 3

Comparando-se a resposta em malha fechada e malha aberta pela perturbação no gap, tem-se a Fig. 4



Fig. 4

Finalmente, a Fig. 5 mostra a resposta temporal em malha aberta e fechada , submetida aos ruídos de entrada  $w_e e w_i$ . O período de amostragem usado na simulação foi de 0.1s.



V. MODELO DE CONTROLE ADAPTATIVO COM NEURO-FUZZY

Como alternativa ao controle convencional apresentado por [3] e implementado no Matlab [4], propomos aqui uma arquitetura de controle baseada no modelo adaptativo, e realizado com a tecnologia de modelagem neuro-fuzzy, que trata a perturbação separadamente da dinâmica do processo: a primeira é implementada com sistema neuro-fuzzy e a segunda com uma rede linear adaptativa, conforme Widrow [5].

O modelo fuzzy escolhido é baseado na combinação dos modelos Sugeno e Tsukamoto [6], que estima simultaneamente as funções de pertinência do antecedente e parâmetros do conseqüente do modelo fuzzy, com regras lineares no conseqüente, que representam modelos locais lineares do processo. Tendose informações consistentes e suficientes a respeito do comportamento dinâmico do processo é possível, com este modelo, estimar melhor os parâmetros de ajustes da sintonia do modelo do controlador com o processo, e assim simplificar a fase de aprendizagem. Em muitos casos isto não é fácil, pois o processo pode não tolerar tentativas ou erros significativos em operação. No tratamento das não linearidades do processo este modelo deverá ir se ajustando conforme as condições apresentadas durante o processo. O controle da dinâmica

do processo e a filtragem das perturbações, são tratadas separadamente, como propõe Widrow [7]. A arquitetura da Fig. 6 mostra o sistema de controle final.





A seguir é explicado sinteticamente o funcionamento da arquitetura, mostrada no Fig. 6. Para o cancelamento das perturbações, e a modelagem da dinâmica do sistema dado por P(z), ^P(z) converge para P(z) sem qualquer polarização, e z -1 Q(z) é obtido de ^P(z) para o cancelamento da perturbação. O ruído n<sub>K</sub> é separado e isolado para o treinamento do filtro dado por  $z^{-1}Q(z)$ . Como o bloco  $z^{-1}Q(z)$  está inserido em série com o bloco <sup>^</sup>P(z), no processo "off-line", a modelagem obtida de  $Q_{K}(z)$  será o modelo inverso de  $^{P_{K}}(z)$ . Uma cópia do modelo  $O_{\kappa}(z)$  é realimentada para a entrada do processo, a fim de cancelar a perturbação. O modelo de referência M(z) é escolhido para ter a mesma resposta dinâmica com erro minimo de modelagem. O controlador em serie com o sistema terá uma resposta dinâmica idêntica ao do modelo de referência.

A partir dos dados reais coletados no processo, conforme a Fig. 7, foi utilizada uma rede neuro-fuzzy para a implementação do modelo de controlador da dinâmica do processo.



Na Fig. 8 são apresentados os resultados obtidos pela modelagem da rede neuro-fuzzy realizada pelo sistema ANFIS e o erro de aproximação.



## VI. MODELO DE FILTRO ADAPTATIVO PARA O CONTROLE DAS PERTURBAÇÕES

As perturbações podem ser filtradas, quando as suas fontes de origem são conhecidas, através da implementação de um modelo cancelador e de dados coletados no processo. Neste caso é possível se obter a modelagem de um filtro adaptativo. O tratamento separado das perturbações não altera a função de transferência final do sistema de controle. A Fig. 9 mostra o sinal da composição das perturbações no processo de laminação utilizada para a modelagem do filtro linear adaptativo e inverso, com os mesmos dados das perturbações utilizados no controle LQG antes descrito.



A Fig. 10 apresenta a resposta inversa, utilizada para o cancelamento de perturbações na entrada do sistema de controle, obtida através da implementação de uma rede linear adaptativa



Finalmente ,na Fig. 11, é mostrado o resultado gerado pela arquitetura modelada com a rede neuro-fuzzy e o cancelador de perturbações, excitado com os mesmos sinais adotados na implementação do sistema convencional. Pode-se verificar que a atenuação conseguida é 10 vezes maior com a arquitetura proposta em relação à arquitetura convencional LQG com filtro Kalman.



## VII. CONCLUSÃO

Foi apresentada uma alternativa de controle usando o inverso do sistema físico. O algoritmo adaptativo neurofuzzy é utilizado para ajuste dos parâmetros da modelagem de um processo desconhecido. A técnica pode ser facilmente estendida para gerar um modelo inverso de referência, que tenha uma função de transferência que se aproxima àquela selecionada no modelo de referência. Como os processos são afetados por perturbações, a adaptação para formar o modelo inverso de referência pode se tornar muito difícil. Neste caso, como mostrado neste trabalho, a separação no tratamento das perturbações da dinâmica do processo é fundamental, e se a fonte de perturbações é conhecida seus efeitos podem ser cancelados. A proposição de realizar uma arquitetura que contenha o controlador responsável pelo controle da dinâmica do processo e um de perturbações, responsável cancelador pelo cancelamento das perturbações do processo, não afeta o seu desempenho final. Uma comparação do desempenho da arquitetura proposta com o equivalente realizado pelo regulador LQG e filtro Kalman, mostra o desempenho alcançado quando o modelo se aproxima da realidade.

# VIII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- R.J.S Jang and Gulley, MATLAB Mathworths Inc. Fuzzy Logic Toolbox - User's Guide, May 1996. pp 2.63 – 2.70
- M. J. Grimble. and A. M.Johnson, *Optimal Control and Stochastic Estimation Theory and Applications*, Vol.2 Prentice Hall, NJ; 1992, pp 975 - 976.
- [3] M.J. Grimble and M. J. and A. M. Johnson, *Optimal Control and Stochastic Estimation Theory and Applications*, Vol.2, Prentice Hall 1992, pp 991 994.

- [4] Mathworths Inc. -- MATLAB -Control System Toolbox User's Guide, December 1996, pp 6.31 – 6.50.
- [5] B. Widrow and E. Walach, Adaptive Inverse Control, Prentice Hall, NJ; 1996, pp. 212 - 222.
- [6] J.S.R.Jang, C.T. Sun, and E. Mizutani, *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*, Prentice Hall, NJ; 1997, pp. 335 a 341.
- [7] Widrow, Bernard e Walach, Eugene, *Adaptive Inverse Control*, Prentice Hall, NJ; 1996, pp. 4 - 7