



2009 IX ENPPG • IX ENICIT • III SIMPIT
INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA DO CEARÁ



ESTIMAÇÃO DA VELOCIDADE DE DESLOCAMENTO DE UMA ESTEIRA TRANSPORTADORA UTILIZANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Samuel Vieira DIAS (1); Geraldo Luis Bezerra RAMALHO (2);

- (1) Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará - IFCE – Campus Maracanaú, Av. Contorno Norte, 10-Parque Central. Maracanaú-Ce. Cep:61925-315, telefone: 38786300, fax: 38786311, e-mail: samueldias@ifce.edu.br
- (2) Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará - IFCE – Campus Maracanaú, Av. Contorno Norte, 10-Parque Central. Maracanaú-Ce. Cep:61925-315, telefone: 38786300, fax: 38786311, e-mail: gramalho@ifce.edu.br

RESUMO

Este trabalho apresenta uma metodologia para estimar a velocidade de deslocamento de uma esteira transportadora utilizando um algoritmo de Rede Neural Artificial. No projeto da Rede Neural foram utilizados valores reais de velocidade de deslocamento da esteira gerados a partir de um sinal PRAS. Os dados coletados foram divididos em duas partes, sendo a primeira destinada ao treinamento da rede e a segunda para sua conseqüente validação, obtendo um erro quadrático médio de 0,79 m/s.

Palavras-chave: esteira transportadora; identificação de sistemas; redes neurais artificiais



2009

IX ENPPG • IX ENICIT • III SIMPIT

INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA DO CEARÁ



1. INTRODUÇÃO

O aumento da demanda de energia elétrica e bem como o crescimento das indústrias, criaram a necessidade de se trabalhar com eficiência energética, principalmente com a crise econômica mundial, onde indústrias têm que economizar e otimizar recursos para sobreviverem. Segundo o EPE (Empresa de Pesquisa Energética), vinculada ao Ministério de Minas e Energia, o maior consumidor de energia elétrica são as indústrias com 46% do total consumido pelo país, sendo os sistemas motrizes os que mais consomem (ELETROBRAS, 2009).

Segundo Nogueira (2004), sistemas motrizes são aqueles que empregam a força gerada no eixo de um motor a partir da conversão de energia elétrica em energia mecânica. São exemplos de sistemas motrizes industriais: exaustores, compressores, bombas para transporte de fluídos e esteiras transportadoras.

A utilização de redes neurais na identificação de sistemas é tema de diversos trabalhos que tratam da estimação da velocidade de ventos (DIAS; RAMALHO, 2009). Neste trabalho, apresentamos uma metodologia para identificação de sistemas baseada em redes neurais, aplicada à estimativa da velocidade de uma esteira de transporte.

2. ESTEIRA TRANSPORTADORA

Os transportadores de correia ou esteiras transportadoras (ver Figura 1) são máquinas de transporte contínuas mais utilizadas que possuem a característica de receber cargas e transportá-las de maneira praticamente contínua ao longo de um caminho precisamente definido. São consideravelmente fáceis de serem automatizadas, possuem grande confiabilidade e se destacam por sua elevada produtividade e baixo custo operacional. Portanto, são equipamentos presentes em praticamente todas as indústrias que necessitam do deslocamento de matérias-primas, produtos manufaturados ou mesmo de resíduos da produção (NOGUEIRA, 2004).



Figura 1 – Esteira transportadora utilizada nos experimentos.

Além disso, uma linha de produção industrial atual está fadada ao insucesso se não assegurarmos um funcionamento impecável dos processos de transporte de matérias-primas, produtos semi-acabados e da produção terminada, em todas as fases da fabricação e do armazenamento (NOGUEIRA, 2004).

Portanto, devido às características mencionadas, a esteira transportadora é um equipamento fundamental dentro de uma indústria. Logo, seu estudo e a implementação de técnicas de identificação de sistemas a estes dispositivos é necessária para a criação de algoritmos de controle que visem à eficiência energética e o aumento de sua vida útil.



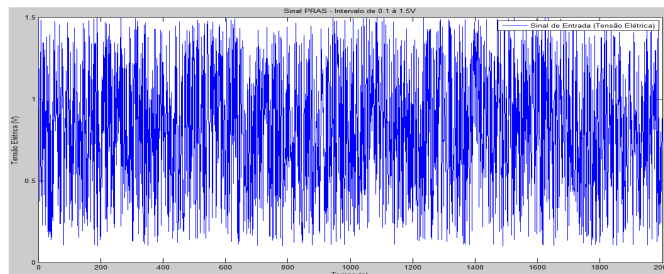
O processo da esteira será modelado como um sistema SISO (*Single Input, Single Output*), ou seja, o processo terá uma única variável de entrada e uma única variável de saída, conforme observado na Figura 2.



Figura 2 – Modelo de um sistema SISO.

3. SINAL PRAS

Segundo Coelho (2004), a qualidade do modelo estimado de um sistema depende em parte da natureza do sinal de entrada aplicado durante a fase de coleta das amostras. Portanto, para avaliar a dinâmica de um processo pode-se aplicar uma entrada randômica com o intuito de excitar a planta em vários pontos, permitindo posteriormente obter a partir desses dados, um modelo muito mais condizente com a realidade (ROCHA, 2008).



**Figura 3 – Sinal PRAS de tensão analógica aplicada a uma esteira de transporte.
A tensão aplicada é um sinal que varia entre 0 e 1,5 volts.**

O sinal PRAS (*Pseudo Random Analog Sequence*) é um sinal que apresenta características parecidas com o sinal PRBS (*Pseudo Random Binary Sequence*), tais como a mudança entre os valores é feita em intervalos de tempo pré-definidos (AGUIRRE, 2004) e os valores gerados são distribuídos uniformemente. Diferenciam-se no fato de que o PRBS gera apenas dois valores, por exemplo, zero ou 1 e o PRAS gera valores dentro de um intervalo fechado $[a,b]$, onde $a < b$ e $a, b \in \mathbb{R}$.

Os valores de tensão analógica provindos do sinal PRAS são alterados de um em um segundo e recebidos pelo inversor de frequência através de sua porta AI1 (*Analog Input One*) que, de acordo com o nível de tensão recebido, produz uma velocidade correspondente de deslocamento da esteira transportadora.

4. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Segundo Cadenas (2008), uma rede neural artificial (ANN) é um algoritmo computacional que pode ser utilizado para estimar séries temporais com considerável precisão e confiabilidade. Podem ser aplicadas nas mais variadas áreas, como em processos industriais, científicos e na economia.



Na área de identificação de sistemas, Aguirre (2004) afirma que uma rede neural pode ser utilizada para efetuar a modelagem em caixa preta, ou seja, através de processos que não são regidos pelas leis e princípios físicos (caixa branca). A estimação do processo é realizada através da imitação de uma função f que relaciona um vetor de entrada \mathbf{x} com um vetor de saída \mathbf{y} (HAYKIN, 2001). A Figura 4 ilustra um neurônio típico de uma rede neural.

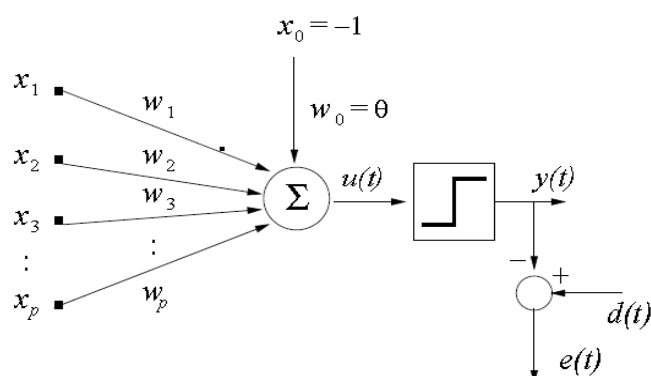
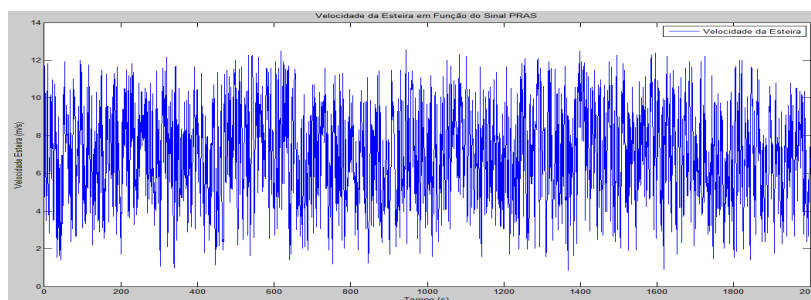


Figura 4 – Arquitetura de um neurônio.

Logo, para que seja reproduzida a função f é necessário efetuar a aprendizagem da rede neural através de um processo de treinamento, onde a saída produzida y é comparada com o valor real desejado d , gerando um sinal de erro que servirá como parâmetro na atualização dos pesos \mathbf{w} . Esta projeção no sentido inverso dos erros da saída é conhecida como retropropagação dos erros ou *error backpropagation* (HAYKIN, 2001).

5. RESULTADOS

Valores de tensão gerados pelo sinal PRAS e os valores correspondentes de velocidade de deslocamento da esteira foram coletados e divididos em duas partes, sendo a primeira destinada ao processo de treinamento e a outra a validação. Ao aplicar o sinal PRAS da Figura 3, a resposta da velocidade de deslocamento da esteira pode ser observada na Figura 5.



**Figura 5 – Velocidade da esteira em resposta ao sinal PRAS.
O sinal apresenta amplitude entre 5 m/s e 13 m/s.**



Um rede neural MLP (*multilayer perceptron*) foi treinada, utilizando um único neurônio na camada escondida, com um conjunto de valores de entrada (tensão analógica) e saída (velocidade de deslocamento da esteira) coletados no Laboratório de Eficiência Energética em Sistemas Motrizes Industriais – LAMOTRIZ da Universidade Federal do Ceará – UFC. Foram coletados 2000 valores com taxa de amostragem de um segundo, dos quais 1700 foram utilizados no processo de treinamento da rede e o restante na validação do modelo estimado. A Figura 6 exibe uma comparação do sinal de velocidade original com o sinal estimado pela rede neural.

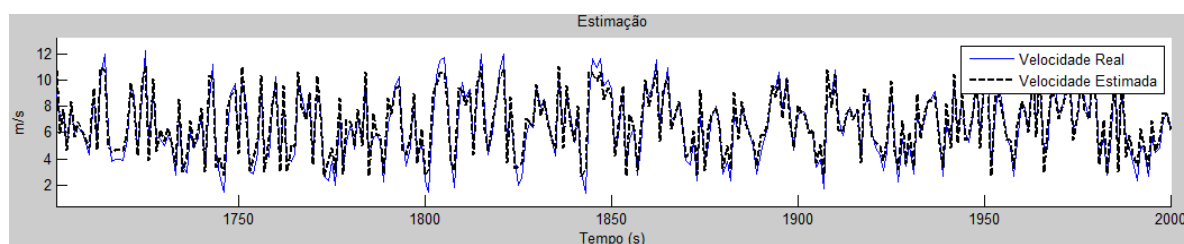


Figura 6 – Velocidade real comparada à velocidade estimada.

Pode-se concluir que a rede neural conseguiu efetuar uma estimação satisfatória da velocidade da esteira, apresentando um Erro Quadrático Médio (MSE) de 0,79 m/s e erro absoluto máximo de 2 m/s.

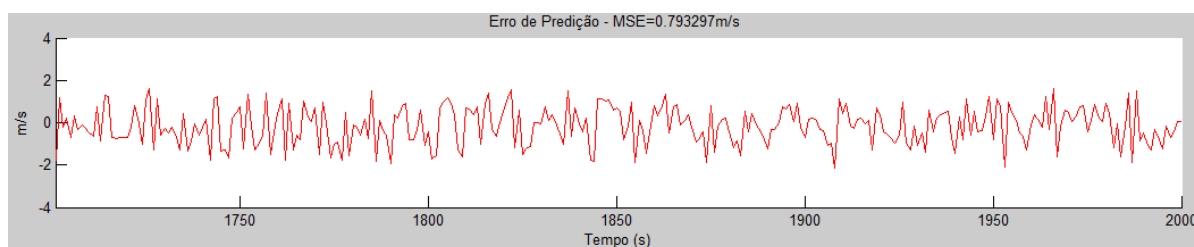


Figura 7 – Erro de predição. O erro absoluto máximo é menor do que 2 m/s.

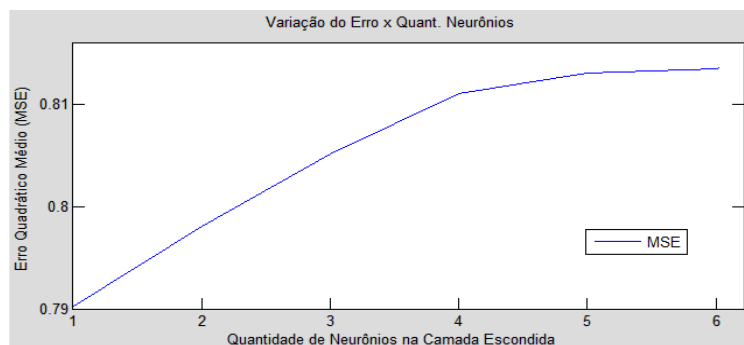


Figura 8 – Avaliação do erro com o aumento na quantidade neurônios na camada escondida.

Um outro estudo mostrou que, alterando-se a quantidade de neurônios da camada escondida, ocorre uma variação significativa do MSE. Analisando-se a Figura 8, percebe-se que o MSE aumenta em



resposta ao aumento do número de neurônios. Isto deve-se ao fato de que a MLP perde poder de generalização quanto mais se adapta ao sinal de treinamento. Esse fenômeno, conhecido como *overfitting*, também pode ocorrer quando a rede é treinada mais do que o necessário.

Pode-se notar que o aumento da quantidade de neurônios na camada escondida da MLP não implica numa melhoria da estimação, tendo em vista que o erro aumentou suavemente, na ordem de 0,02 m/s. Além disso, o aumento de neurônios ocasiona um acréscimo no esforço computacionais no algoritmo da rede neural.

6. CONCLUSÕES

Neste artigo foi apresentada uma metodologia de identificação de sistemas utilizando redes neurais para estimar valores de velocidade de uma esteira transportadora. Os resultados são considerados satisfatórios, já que a comparação entre a estimativa obtida com a rede neural e os valores reais representam um erro médio quadrático de apenas 0,7 m/s.

Este trabalho abre perspectivas para a investigação de novas topologias de redes neurais, assim como novas aplicações na identificação de sistemas. Em trabalhos futuros pretende-se avaliar o uso de redes neurais comparando seu desempenho a métodos tradicionais de identificação de sistemas.

REFERÊNCIAS

AGUIRRE, L. A. **Introdução à Identificação de Sistemas – Técnicas Lineares e Não-lineares aplicadas a Sistemas Reais**. 2º ed. UFMG. Belo Horizonte, 2004.

CADENAS, E., RIVERA, W. **Short term wind speed forecasting in La Venta, Oaxaca, México, using artificial neural networks**. Renewable Energy (disponível on line). pp. 1–5. 2008.

COELHO, A. A. R., COELHO, L. S. **Identificação de Sistemas Dinâmicos Lineares**. UFSC. Florianópolis, 2004.

RAMALHO, G. L. B., DIAS, S. V. **Estimação da Velocidade Média Diária do Vento no Município de Fortaleza utilizando Redes Neurais Artificiais**. IFCE. Revista Conexões, 2009.

ELETROBRAS. Mercado Energético. Disponível em: <http://www.eletrobras.gov.br/elb/procel/main.asp?TeamID={A9B51309-7BFE-4677-B9F3-9FCFBA7332D7}>. Acesso em: 12/09/09.

HAYKIN, S. Redes Neurais, princípios e prática Bookman, 2a.ed. Porto Alegre, 2001.

NOGUEIRA, F. J. HORTA. **Correia Transportadora – Guia Avançado**. Programa de Eficiência Energética Industrial. Eletrobrás/Procel, 2004.

ROCHA, R. R. LOPES, L. C. O., MURATA, V. V. **Implementação e Avaliação de Técnicas de Identificação de Sistemas Lineares usando software livre**. 4º Semana do Servidor e 5º Semana Acadêmica. UFU, 2008.