

O Uso das Redes Neurais Artificiais em Sistemas Industriais de Supervisão para o Diagnóstico de Falhas em Motores de Indução

Dias. C.G , Chabu. I.E, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo - PEA

Abstract - This paper presents the possibility of application of the artificial neural networks techniques in real time systems, for fault diagnosis of induction motors in an industrial plant. For this purpose, the neural network model can be implemented in an industrial supervision software, to analyze many types of faults, and to protect induction motors in industrial applications.

Index Terms - diagnostic system, incipient faults, induction motor, neural networks

I. INTRODUÇÃO

Os motores elétricos de indução trifásicos com rotor do tipo gaiola de esquilo são hoje amplamente utilizados na indústria, pela sua robustez, simplicidade, e baixo custo quando comparados por exemplo ao motor de corrente contínua, e aos motores monofásicos.

Por esta razão, o monitoramento e diagnóstico de falhas nos motores de indução motivaram inúmeras pesquisas nos últimos anos, com a aplicação de técnicas que permitam uma avaliação prévia do equipamento [10]-[11], antes que o mesmo possa comprometer o rendimento de uma máquina, ou ainda toda a produção em um processo industrial. Uma manutenção preditiva torna-se muito importante para reduzir os custos relacionados à perda de produção, ou ainda à sua própria manutenção, no caso em que apenas uma manutenção corretiva é considerada.

Para fazer uma avaliação incipiente das condições de operação de um motor em um ambiente industrial, é importante que a mesma possa ser realizada em tempo real [14], isto é, a partir do monitoramento de algumas variáveis do motor que permitam seu diagnóstico de maneira rápida e segura. Para tanto, trabalhos recentes demonstram a eficiência da aplicação das técnicas de inteligência artificial [8], e em especial das redes neurais artificiais [1]-[7], no auxílio ao diagnóstico de falhas nos motores de indução.

Este trabalho apresenta algumas aplicações das redes neurais no diagnóstico de falhas em motores de indução, e sugere a aplicação e implementação das mesmas em sistemas de supervisão industriais, que a partir de alguns dados obtidos do motor permitiriam um diagnóstico das suas condições de operação, em tempo real. Seria possível o diagnóstico de uma ampla faixa de motores para os casos em que os mesmos operam em plantas industriais automatizadas.

II. OS SISTEMAS INDUSTRIAIS DE SUPERVISÃO

Os sistemas de supervisão industriais também conhecidos como supervisórios, são sistemas que permitem o

monitoramento e/ou atuação sobre as variáveis em um processo industrial.

Os supervisórios atuam como uma interface homem-máquina [12] a partir de telas gráficas, auxiliando o operador de uma planta automatizada no processo de tomada de decisão, para a operação eficiente e segura da produção.

Os supervisórios possuem ainda a capacidade de operar em uma ampla área de um planta industrial possibilitando, por exemplo, a partir da sua comunicação com os controladores lógicos programáveis (CLP's), o monitoramento dos dados relacionados a vários equipamentos.

Os controladores lógicos programáveis são dispositivos eletrônicos dedicados à aquisição dos dados provenientes dos instrumentos de campo, para controle on-line dos equipamentos instalados em um processo industrial.

A figura 1 ilustra uma estrutura automatizada simples composta por um sistema supervisório, mais um controlador lógico programável, no controle da operação de um motor de indução.

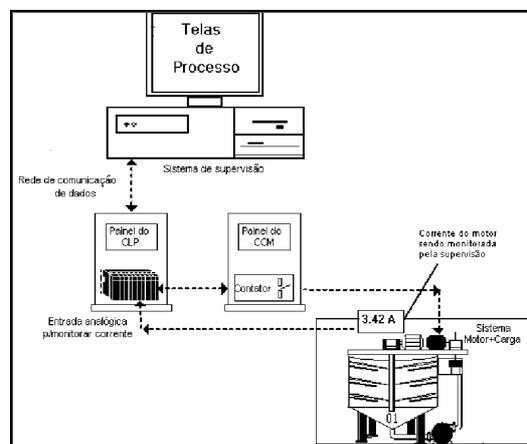


Fig. 1. Integração de um sistema automatizado utilizando um supervisório.

Os sistemas supervisórios normalmente instalados em computadores industriais oferecem inúmeras ferramentas de software, como a edição de alarmes, o registro de dados históricos de um processo, a geração de relatórios, ou ainda a possibilidade de implementação de programas específicos que possam ser executados em tempo real, como é o caso sugerido por este trabalho.

A maioria dos supervisórios comercializados hoje permite a implementação de programas em linguagens como a Visual Basic for Applications, entre outras. Estes programas podem ser executados em períodos regulares de tempo,

possibilitando ainda a implementação de um algoritmo baseado nas redes neurais artificiais para uma aplicação desejada.

Como citado anteriormente, no caso sugerido por este trabalho pretende-se abordar as possíveis aplicações da técnica das redes neurais artificiais, no auxílio ao diagnóstico de falhas em um motor de indução trifásico, a partir da sua implementação em um sistema supervisório.

No próximo item serão apresentadas algumas falhas típicas que ocorrem nos motores, e no item seguinte serão mostradas algumas aplicações das redes neurais artificiais no diagnóstico de falhas em um motor de indução.

No item 5 será demonstrada a aplicação de uma rede neural implementada em um sistema supervisório, para a estimativa da elevação de temperatura no estator de um motor de indução trifásico, a partir do monitoramento da sua corrente elétrica de operação.

III. AS FALHAS EM UM MOTOR DE INDUÇÃO TRIFÁSICO DO TIPO GAIOLA DE ESQUILO

Como citado anteriormente, um diagnóstico prévio de possíveis falhas em um motor de indução operando em um processo industrial é indispensável, pois a sua falta pode ocasionar grandes prejuízos econômicos à produção.

Verifica-se que as falhas típicas em um motor de indução podem ser elétricas ou mecânicas. No que diz respeito as falhas elétricas, as mais comuns são aquelas que aparecem no estator e no rotor da máquina, enquanto que as falhas de características mecânicas ocorrem nos rolamentos [10]. Na tabela 1, apresentam-se algumas falhas mais comuns encontradas no estator e rotor de um motor de indução [10].

TABELA 1
FALHAS TÍPICAS EM UM MOTOR DE INDUÇÃO

Elétricas		Mecânicas	
Estator	Rotor	Anéis	
Curto circuito entre espiras, bobinas	Fissuras Trincas Abertura dos anéis terminas das barras de ligação	Curto-circuito entre espiras e aberto	Excentricidade dos rolamentos Desbalanceamento
Circuito aberto Descargas parciais Correntes na carcaça			

A tabela 2 mostra algumas técnicas disponíveis hoje para a detecção de falhas [10].

O procedimento para o diagnóstico de uma falha envolve pelo menos três fases [8]:

- 1-) Aquisição de um sinal (dependendo da técnica de detecção);
- 2-) Identificação da falha;
- 3-) Avaliação da gravidade da falha.

TABELA 2
TÉCNICAS UTILIZADAS NA DETECÇÃO DE FALHAS EM UM MOTOR DE INDUÇÃO

Técnicas	Tipo de Análise
Magnéticas e Elétricas	Análise espectral da corrente elétrica no estator
	Aplicação da transformada complexa espacial
	Análise do fluxo magnético
	Análise das descargas parciais
Mecânicas	Análise das vibrações
	Análise da velocidade
	Análise da temperatura
	Análise do torque

As técnicas para detecção de falhas mostradas na tabela 2 podem estar associadas à técnicas de inteligência artificial, como as redes neurais artificiais para auxiliar na detecção de falhas em tempo real como mostra este trabalho. Outras técnicas podem ser utilizadas como a lógica fuzzy, sistemas neuro-fuzzy, algoritmos genéticos, ou ainda a aplicação de sistemas especialistas.

IV. AS REDES NEURAS ARTIFICIAIS NA DETECÇÃO DE FALHAS

A aplicação das técnicas das redes neurais artificiais para o diagnóstico de falhas nos motores de indução, permite na maioria dos casos a substituição de modelos matemáticos complexos, muitas vezes difíceis de serem implementados em sistemas industriais de supervisão, por modelos mais simples.

A seguir serão apresentados três casos em que a técnica da rede neural foi utilizada na detecção de alguns tipos de falhas no motor, porém os mesmos não foram implementados em um sistema industrial de supervisão.

Caso-1) Utilização de uma rede neural do tipo Kohonen, para o diagnóstico de falhas incipientes em motores de indução [3].

Para este caso foi utilizada uma rede neural baseada no algoritmo de Kohonen. Esses tipos de redes também conhecidas como mapas auto-organizáveis, são baseadas em uma aprendizagem competitiva, sendo que os neurônios de saída competem entre si para serem ativados ou disparados.

Para esta aplicação a rede neural efetua a leitura da corrente eficaz de operação do motor bem como a velocidade do mesmo. A partir destes dados e de outros parâmetros (K e D) obtidos em função das condições de isolamento do estator, e desgaste da máquina, a rede neural faz um agrupamento das condições do motor em três classes: bom, razoável e em falha. A figura 2 ilustra o sistema implementado em [3].

Com a utilização da rede neural em um sistema supervisório seria possível o monitoramento das condições de operação de outros motores instalados na planta, em tempo real, com uma instrumentação adequada. A aquisição dos dados poderia ser feita a partir de controladores lógicos programáveis já instalados na indústria. O treinamento da rede poderia ser feito em *off-line*, como sugere o trabalho apresentado no item 5, e posteriormente as informações da

rede treinada seriam transferidas para a linguagem do supervisor.

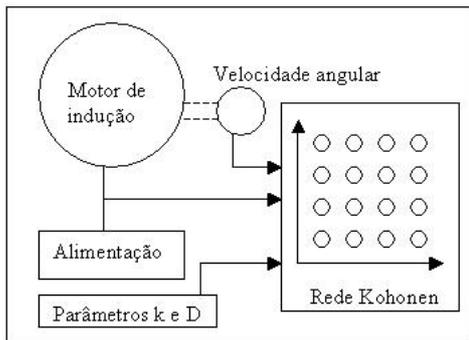


Fig. 2. Sistema de diagnóstico utilizando uma rede tipo Kohonen

Caso-2) Monitoramento e diagnóstico de falhas elétricas em motores de indução, utilizando redes neurais e o vetor de Park [9].

Neste caso utilizou-se uma rede neural artificial para identificar um desbalanceamento de fase na alimentação do motor, e ainda para detectar uma falta de fase também na sua alimentação.

A técnica de detecção neste caso baseou-se na avaliação das componentes de corrente do vetor de Park. As componentes de corrente do vetor de Park são obtidas a partir de uma transformação das correntes de fase que alimentam o motor, isto é, de um sistema com 3 eixos (para 3 correntes em um sistema trifásico), para outro sistema composto por dois eixos (eixos d e q) facilitando assim o tratamento matemático das informações.

Para o sistema implementado neste caso as correntes de fase são monitoradas a partir de transdutores de corrente, e o sinal é enviado a um computador PC para a conversão nas correntes do vetor de Park. Após a conversão as correntes são enviadas para a rede neural proceder com o diagnóstico de uma possível falha (desbalanceamento de fase ou falta de fase).

Para esta situação foi utilizada uma rede neural do tipo Perceptron multicamadas, com 42 neurônios na camada de entrada, 8 neurônios na camada escondida, e 1 neurônio na camada de saída. O algoritmo back-propagation foi utilizado no treinamento dos dados da rede. Se o sinal da saída da rede indicar um valor próximo de zero o motor não apresenta falhas, porém se o valor for próximo de 0.5 existe uma falta de fase, e no caso em que o valor de saída é próximo de 1, existe um desbalanceamento de tensão na entrada da alimentação. A figura 3 ilustra a estrutura do sistema completo [9].

O sistema descrito neste caso poderia como no caso anterior, ser implementado em um sistema de supervisão industrial, a fim de detectar em tempo real o desbalanceamento de fase, ou ainda a falta da mesma em vários motores instalados em uma planta industrial. A rede neural poderia ser implementada para ser executada em períodos regulares de tempo, sugerindo a cada instante uma possível falha, dependendo do seu valor de saída. O sistema permitiria o tratamento de alarmes, e a geração de relatórios para posterior análise.

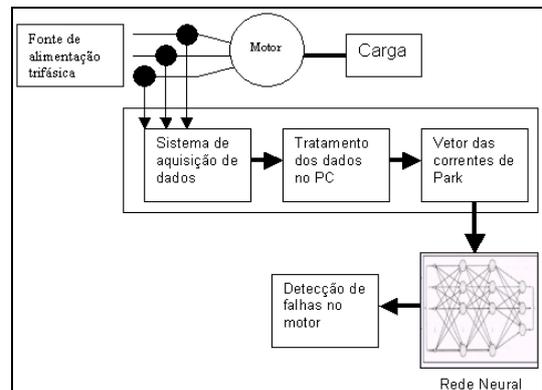


Fig. 3. Sistema de detecção de falhas baseado em uma rede neural tipo Perceptron

Caso-3) A utilização das redes neurais artificiais na detecção on-line das falhas no rotor dos motores de indução [1]

Neste caso uma rede neural foi utilizada para auxiliar no diagnóstico à falhas no rotor de um motor de indução, e em particular, no rompimento de barras na gaiola do rotor.

Atualmente algumas técnicas de detecção são utilizadas para detectar o rompimento de uma ou mais barras em um rotor, entre elas pode-se destacar:

- Análise espectral da corrente elétrica no estator da máquina
- Análise da transformada complexa espacial (componente das correntes do vetor de Park)
- Análise do fluxo axial da máquina
- Análise das vibrações na máquina

Para o caso em questão utilizou-se da técnica de detecção baseada na análise espectral da corrente estatórica, porém a mesma foi modificada para facilitar a detecção das componentes laterais de frequência que aparecem em função do rompimento de uma ou mais barras no rotor.

Foi implementada para este caso também uma rede neural do tipo Perceptron multicamadas, com 8 sinais na camada de entrada, e 1 sinal na camada de saída. Para a detecção da falha, verifica-se que se a saída fornecer um valor 0.1 por exemplo, o motor não apresenta falhas, porém se a saída apresentar valores 0.2, 0.3, os mesmos estarão associados a uma ou duas barras rompidas respectivamente. A tabela 3 mostra os resultados obtidos após o treinamento da rede em função da variação de um dos valores de entrada (escorregamento do rotor), e o correspondente valor sugerido pela rede neural em relação ao valor desejado [1].

TABELA 3
VALORES FORNECIDOS PELA REDE NEURAL APÓS TREINAMENTO

Entrada (escorregamento %)	Barras rompidas	Saída desejada	Saída da rede neural
0.1	0	0.1	0.10031
0.4	0	0.1	0.10017
0.6	0	0.1	0.10020
0.4	1	0.2	0.20200
0.6	1	0.2	0.20000
0.4	2	0.3	0.30500

Os dados de entrada da rede neural neste caso são: escorregamento do rotor, corrente elétrica do estator, e número de pólos da máquina entre outras. Verifica-se portanto que para este caso é necessário fornecer um número maior de informações para a rede neural, porém a mesma também poderia ser facilmente implementada em um sistema de supervisão industrial após seu treinamento, para que a mesma pudesse efetuar o diagnóstico em tempo real de diversos motores em um sistema industrial automatizado.

V. UM SISTEMA DE DIAGNÓSTICO BASEADO EM REDES NEURAIS, IMPLEMENTADO EM UM SISTEMA DE SUPERVISÃO INDUSTRIAL

A seguir será descrito um sistema utilizado para estimar a elevação de temperatura no estator de um motor de indução, baseado na utilização de uma rede neural artificial que foi implementada em um supervisor [13]. A topologia da rede neural escolhida e ilustrada na figura 4, foi o Perceptron multi-camadas composta por 2 entradas, 20 neurônios na primeira camada escondida, 10 neurônios na segunda camada escondida, e 2 neurônios na camada de saída.

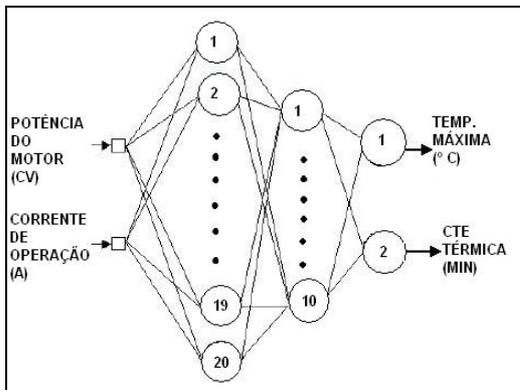


Fig. 4. Arquitetura da rede neural

O projeto desenvolvido em [13] sugere a aplicação de uma rede neural para estimar a elevação de temperatura máxima no estator de um motor de indução, em função da sua corrente elétrica de operação, e também em função da sua potência nominal. A rede fornece uma outra saída que consiste na constante térmica de aquecimento no caso do motor em funcionamento, e o seu valor de resfriamento quando o motor é desligado. O sistema proposto atua como uma ferramenta de auxílio no diagnóstico de um sobreaquecimento na máquina em função de uma sobrecarga no motor, evitando-se, por exemplo, sua queima. A rede neural fornece portanto os parâmetros térmicos necessários para o cálculo da elevação de temperatura no estator de um motor de indução.

O modelo da rede neural bem como o equacionamento térmico final, foram implementados em um sistema de supervisão industrial em conjunto com um controlador lógico programável, que efetuava a leitura da corrente de operação do motor.

A rede neural foi treinada utilizando o algoritmo back-propagation com os dados nominais de vários motores no software MATLAB. Após o treinamento da rede a mesma foi implementada com seus respectivos pesos sinápticos na

linguagem Visual Basic for Applications, disponível no supervisor, como mostra a figura 5. Durante a fase de treinamento da rede foram utilizados 7 padrões para cada motor, totalizando 133 padrões (19 motores) de diferentes potências. Após o treinamento da rede chegou-se a um erro quadrático médio de 7×10^{-5} . Para validação e teste da rede utilizou-se de dados da tabela 4 que não foram empregados na fase de treinamento.

```

Valores calculados da 1ª camada escondida
For contador = 1 To 20
    UEARRAY(contador) = WEARRAY(1,
contador) 'bias
    For cont1 = 1 To 2
        UEARRAY(contador) =
UEARRAY(contador) + WEARRAY(cont1 + 1,
contador) * XNARRAY(cont1)
    Next cont1
    ENTRADA = UEARRAY(contador)
    YEARRAY(contador) =
TANSIG(ENTRADA)
Next contador
    
```

Fig 5. Exemplo de codificação da rede neural implementada no supervisor

TABELA 4
ALGUNS VALORES UTILIZADOS PARA TESTE E VALIDAÇÃO DA REDE

Potência do Motor (CV)	Corrente de linha (A)	Temp. Máx. Calculada (°C)	Temp. Máx. (Rede Neural) (°C)	Erro Relativo (%)
1	1.54	13.12	13.26	1.06
5	4.15	10.41	9.86	5.28
100	73.7	15.12	14.77	2.31
250	292.37	29.23	29.25	0.07

Os dados obtidos a partir do software proposto com a rede neural foram comparados com dados experimentais utilizando sensores térmicos, sendo possível observar uma boa aproximação entre os mesmos. A figura 6 ilustra os resultados obtidos na simulação (em asterisco), em relação aos valores experimentais (linha contínua). O sistema mostrou-se eficiente na avaliação do comportamento térmico de vários motores em tempo real a partir da implementação da rede neural no supervisor.

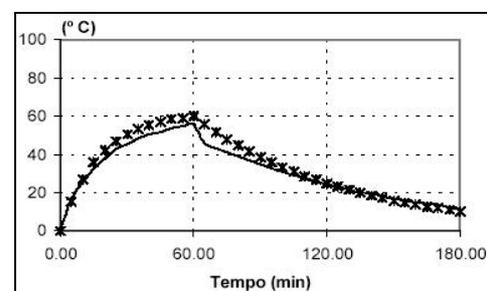


Fig. 6. Elevação de temperatura obtida pela rede neural

É importante salientar que o modelo da rede neural implementada ainda não permite o retreinamento da mesma no supervisor, sendo necessário ainda o retreinamento pelo software MATLAB para uma nova transferência dos pesos sinápticos no supervisor. Verificou-se porém, que a

codificação necessária para o retreinamento também poderia ser implementada no sistema de supervisão.

VI. CONCLUSÃO

Este trabalho apresentou alguns casos de aplicação das técnicas das redes neurais para auxiliar no diagnóstico à falhas em um motor elétrico de indução. Verifica-se que as redes neurais podem ser aplicadas em inúmeros tipos de falhas contribuindo para o seu diagnóstico. Nota-se, porém, que esses mesmos casos poderiam ser implementados em um sistema de supervisão industrial, para que o diagnóstico pudesse ser feito em tempo real e também para um número maior de motores, como em uma planta industrial automatizada. Por fim, mostrou-se a implementação de uma rede neural em um supervisor que foi utilizada de forma eficiente na estimativa da elevação de temperatura em um motor de indução em tempo real. É possível, portanto, sugerir que as técnicas das redes neurais em conjunto com um sistema supervisor possam ser implementadas futuramente em um número maior de aplicações, para que em um ambiente industrial as mesmas contribuam para um diagnóstico mais rápido, eficiente e seguro, das condições de operação de um motor.

REFERÊNCIAS

- [1] Filippetti F, Franceschini G, Tassoni C, "Neural Networks Aided On-Line Diagnostics of Induction Motor Rotor Faults" IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 31, Numero 4, July/August 1995, pp 892-899
- [2] Filippetti F, Franceschini G, Tassoni C, "AI Techniques in Induction Machines Diagnosis Including the Speed Ripple Effect" IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 34, Numero 1, January/February 1998, pp 98-108
- [3] Cirrincione G, Cirrincione M, Vitale G, "A Kohonen Neural Network for the Diagnosis of Incipient Faults in Induction Motors", in Proc.1994 International Conference on Electrical Machines, vol.2, France, pp 369-373
- [4] Casimir R, Boutleux E, Clerc G., "Fault diagnosis in an induction motor by pattern recognition methods", SDEMPED 2003 – Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives, Atlanta – USA, August 2003, pp 294 – 299
- [5] Chow M.Y, "Methodologies of Using Neural Network and Fuzzy Logic Technologies on Motor Incipient Fault Detection", Ed. World Scientific, 1997
- [6] Dias C.G, Avolio E, "Development of a Thermal-Electric Mathematical Model, to Analyze and Specify Induction Motors Using Artificial Neural Networks", IV Industrial Application Conference, Vol. 1, November 2000, pp 32-37
- [7] Awadallah M.A, Morcos M.M, "Application of AI Tools in Fault Diagnosis of Electrical Machines and Drives - An Overview", IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol. 18, Numero 2, June 2003, pp 245-251
- [8] Filippetti F, Franceschini G, Tassoni C, Vas P, "Recent Developments of Induction Motor Drives Fault Diagnosis Using AI

Techniques", IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 47, Numero 5, October 2000, pp 994-1004

[9] Nejari H, Benbouzid M.E.H, "Monitoring and Diagnosis of Induction Motors Electrical Faults Using a Current Park's Vector Pattern Learning Approach", IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 36, Numero 3, May/June 2000, pp 730-73

[10] Misari, J.A.U, "Análise de Defeitos no Motor de Indução Trifásico para Predição de Falhas Incipientes", Dissertação apresentada à Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 1997

[11] Kane M.MO, Sander M.J, "Intelligent Motors Move to the Forefront of PREDICTIVE MAINTENANCE", IEEE Industry Applications Magazine, September/October, 2000, pp 47-51

[12] Moraes C.C, Castrucci P.L, "Engenharia de Automação Industrial", Ed. LTC, Rio de Janeiro, pp 81-91, 2001

[13] Dias, C.G, " Desenvolvimento de um Modelo Matemático para Estimar a Elevação de Temperatura no Estator de Motores de Indução, Usando Redes Neurais Artificiais", Dissertação apresentada à UNESP, 2001

[14] Farag S.F, Bartheld R.G, Habetler T.G, "An Integrated On-line Motor Protection System", IEEE Industry Applications Magazine, March/April 1996, pp 21 – 26