

UMA FORMULAÇÃO HÍBRIDA IMUNO/NEURAL APLICADA AO PROBLEMA DE DETECÇÃO DE FALHAS EM UM SISTEMA DE ACIONAMENTO C.C.

MARCOS FLÁVIO S. V. D'ANGELO*, JOÃO CARNEIRO NETTO*, ANA CLÁUDIA DE MOURA LAURENTINO†, MURILO CESAR OSORIO CAMARGOS FILHO‡, HUGGO SILVA FERREIRA†

**Departamento de Ciência da Computação
Universidade Estadual de Montes Claros
Av. Rui Braga, s/n, Vila Mauricéia, CEP: 39401-089
Montes Claros - MG*

†*Bacharelado em Sistemas de Informação
Universidade Estadual de Montes Claros
Av. Rui Braga, s/n, Vila Mauricéia, CEP: 39401-089
Montes Claros - MG*

‡*Bacharelado em Engenharia Civil
Universidade Estadual de Montes Claros
Av. Rui Braga, s/n, Vila Mauricéia, CEP: 39401-089
Montes Claros - MG*

Emails: marcos.dangelo@unimontes.br, nettojf@ibest.com.br, anaclaudiaml2000@gmail.com, murilo.camargosf@gmail.com, huggo_silva@yahoo.com.br

Abstract— This study presents an approach for fault detection in a DC drive system based on a hybrid formulation Immune / Neural for pattern classification. A fault is detected when the signals from the sensors on the DC motor (field current, armature current and machine speed) fit into one of the classes of the Immune/Neural failure detection system.

Keywords— Fault Detection, Artificial Immune Systems, Kohonen Network.

Resumo— Este estudo apresenta uma abordagem para detecção de falhas em um sistema de acionamento C.C. baseada em uma formulação híbrida Imuno/Neural para classificação de padrões. A falha é detectada quando os sinais provenientes dos sensores de corrente de campo, corrente de armadura e velocidade da máquina de corrente contínua se enquadrarem em uma das classes de falhas do sistema híbrido Imuno/Neural.

Keywords— Detecção de Falhas, Sistemas Imunológicos Artificiais, Rede de Kohonen, Automação inteligente.

1 Introdução

Atualmente há uma crescente demanda para uma detecção segura de falhas em sistemas dinâmicos representando processos reais, pois a detecção antecipada de falhas permite um alto grau de confiabilidade ao funcionamento dos mesmos, evitando uma eventual parada de produção, perda material, redução da qualidade na produção e até mesmo acidentes envolvendo seres humanos. Essa demanda resultou na necessidade de sistemas de supervisão (Figura 1) que integram os sistemas FDI (Fault Detection and Isolation) nos processos.

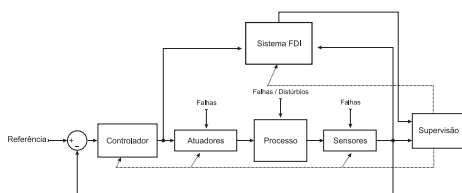


Figura 1: Supervisão de processos industriais com integração de sistema FDI

Um sistema FDI tem como objetivo principal o reconhecimento do comportamento anormal (falhas) dos componentes de um processo, ou do próprio processo, através do monitoramento de suas variáveis. A primeira etapa de um sistema FDI é a detecção de falhas, que será a motivação do trabalho.

A literatura apresenta diversas classes de estratégias que tratam o problema FDI (Chen and Patton, 1999) (D'Angelo et al., 2010). Essas estratégias podem ser, em geral, divididas em abordagens baseadas em modelos quantitativos (Venkatasubramanian, Rengaswamy, Yin and Kavuri, 2003) e em modelos qualitativos (Venkatasubramanian, Rengaswamy and Kavuri, 2003), (Venkatasubramanian, Rengaswamy, Kavuri and Yin, 2003).

A maioria das abordagens quantitativas baseia-se em modelos matemáticos da planta. Muitos artigos, com diferentes abordagens baseadas em modelos trataram de FDI nos últimos anos. As principais abordagens nesse contexto são baseadas em observadores (com entradas desconhecidas) (Chen and Patton, 1999),

(Caminhas and Takahashi, 2001), (Takahashi and Peres, 1999), (Takahashi et al., 1999), (Puig et al., 2006), relações de paridade (Ploix and Adrot, 2006), (Gertler, 1997), (Chen and Patton, 1999) e filtros de Kalman e \mathcal{H}_∞ (Zolghadri, 1996), (Chen and Patton, 1999). A necessidade do modelo matemático da planta pode levar a várias dificuldades na implementação destas abordagens, por exemplo, fatores como a complexidade do sistema, não-linearidades e incertezas paramétricas.

Por outro lado, a maioria das abordagens qualitativas baseia-se no conhecimento de alguns padrões históricos de funcionamento do processo. As principais abordagens qualitativas são: SDG (Signed Directed Graph) (Maurya et al., 2006), árvore de falhas (Dutuit and Rauzy, 2005), sistemas fuzzy (El-Shal and Morris, 2000), análise qualitativa de tendências (Maurya et al., 2007) e redes neurais (Calado et al., 2001), (D'Angelo and Costa, 2001) (a rede neural também pode ser usada como observador (Uppal et al., 2006)). No geral, todas as abordagens qualitativas e quantitativas descritas anteriormente utilizam algum tipo de especificação de limiar para detectar falha.

Todos estes aparatos de técnicas para detecção de falhas são eficientes em alguns problemas e ineficientes em outros, como discutido anteriormente. Neste trabalho será proposto o uso da associação de técnicas baseadas em sistemas imunológicos artificiais e redes neurais artificiais, com o objetivo de classificar falhas em um sistema de acionamento de uma máquina de corrente contínua. Este sistema de acionamento de uma máquina de corrente contínua foi proposto em (Caminhas, 1997), sendo que o mesmo foi utilizado em (D'Angelo et al., 2010) como um *benchmark* para detecção de falhas em sistemas dinâmicos e está disponibilizado em (Palhares, 2009).

2 Modelo Geral das Falhas no Sistema de Acionamento C.C.

O sistema de acionamento C.C. é composto por duas fontes de alimentação, conversores estáticos controlados, uma máquina de corrente contínua e uma carga mecânica, como ilustrado na Figura 2. O diagrama de blocos do sistema completo, incluindo o controle, é ilustrado na Figura 3. O controlador de velocidade, tipo proporcional integral, fornece o valor da corrente de armadura de referência. O controle da corrente da armadura é feito através da variação da tensão de alimentação. Esta tensão é função do ângulo de disparo do conversor, fornecido pelo controlador de corrente. A malha de campo, além de proporcionar o controle da corrente, permite que o sistema de acionamento opere a velocidade acima da nominal com potência constante, via enfraquecimento de campo (Bose, 1986).

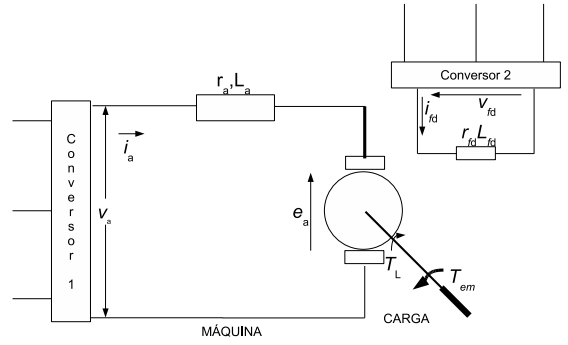


Figura 2: Representação do sistema de acionamento C.C.

Na Figura 2, v_a representa a tensão de alimentação do circuito da armadura, v_{fd} a tensão de alimentação do circuito de campo, i_a a corrente do circuito de armadura, i_{fd} a corrente do circuito de campo, e na Figura 3, ω_r a velocidade mecânica de rotação em rad/s , α_{fd} o ângulo de disparo do conversor do circuito de campo e α_a o ângulo de disparo do conversor do circuito de armadura. Sendo que as variáveis indexadas por n são referentes a valores nominais da máquina.

Este novo *benchmark* para detecção de falhas, ao contrário de outro *benchmark* proposto recentemente na literatura em (Bartys et al., 2006), que considera falhas somente em um atuador, é amplo no sentido de considerar falhas em atuador, sensor e no processo. Além disso, é um sistema bastante didático.

Considerando os três tipos de falhas: falhas em atuador (desconexão do conversor de armadura, desconexão do conversor do campo, curto-circuito do conversor de armadura e curto-circuito do conversor de campo), falhas em componentes da planta (curto-circuito entre espiras no circuito de armadura, curto-circuito entre espiras no circuito de campo, falha no sistema de ventilação e falha de lubrificação) e falhas nos sensores (sensores de corrente de armadura, corrente de campo e de velocidade), conforme Tabela 1; o modelo completo é descrito em (1). Sendo que os coeficientes com sobrescrito f são computados substituindo os parâmetros nominais da máquina por seu respectivo valor de falha como apresentado em (D'Angelo et al., 2010)). O circuito representativo deste modelo é mostrado na Figura 4.

$$\begin{bmatrix} x_1(k+1) \\ x_2(k+1) \\ x_3(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_{aa}a_1^f & k_{aa}a_2^f(k) & 0 \\ 0 & k_{afd}a_3^f & 0 \\ a_4^f(k) & 0 & a_5^f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ x_3(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1^f & 0 & 0 \\ 0 & b_2^f & 0 \\ 0 & 0 & d_1^f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} k_{aa}k_{cca}v_a(k) \\ k_{afd}k_{ccfd}v_{fd}(k) \\ T_L(k) \end{bmatrix} \quad (1)$$

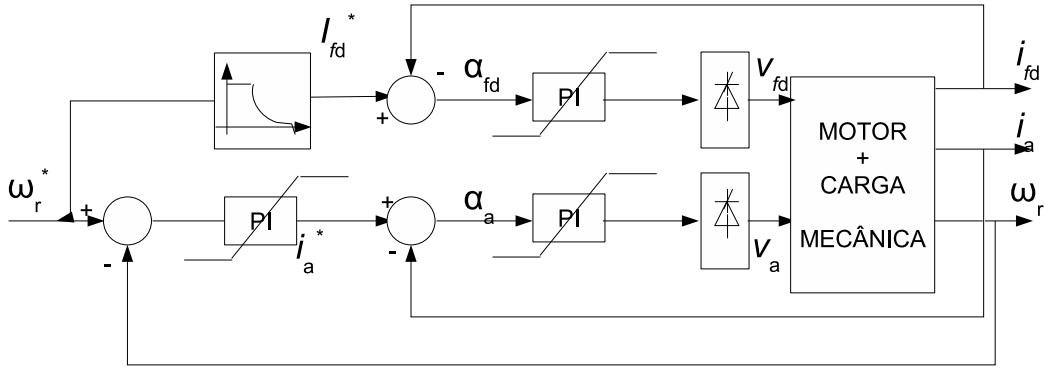


Figura 3: Diagrama de blocos do sistema de acionamento C.C.

$$\begin{bmatrix} y_1(k) \\ y_2(k) \\ y_3(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_{i_a}^f & 0 & 0 \\ 0 & k_{i_{fd}}^f & 0 \\ 0 & 0 & k_{\omega_r}^f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ x_2(k) \\ x_3(k) \end{bmatrix}$$

sendo:

$$a_1 = a_1(r_a, L_a) = e^{-\frac{r_a}{L_a}h};$$

$$a_3 = a_3(r_{fd}, L_{fd}) = e^{-\frac{r_{fd}}{L_{fd}}h};$$

$$a_2(k) = a_2(r_a, L_a, r_{fd}, L_{fd}, x_3(k)) = \frac{1}{r_{fd}L_a - r_aL_{fd}} [L_{afd}L_{fd}(a_3 - a_1)x_3(k) + (r_aL_{fd}a_1 - r_{fd}L_a a_3)];$$

$$a_5 = a_5(B_m, J_m) = e^{-\frac{B_m}{J_m}h};$$

$$a_4(k) = a_4(B_m, J_m, x_2(k)) = L_{afd} \frac{(1-a_5)}{B_m} x_2(k);$$

$$b_1 = b_1(r_a, L_a) = \frac{1-a_1}{r_a};$$

$$b_2 = b_2(r_{fd}, L_{fd}) = \frac{1-a_3}{r_{fd}} d_1;$$

$$d_1 = d_1(B_m, J_m) = -\frac{1-a_5}{B_m}.$$

2.1 Resultados de Simulações do Sistema de Acionamento C.C.

As Figuras 5–6 mostram as curvas de correntes de campo e de armadura e a velocidade da máquina com ocorrência de falhas. As falhas simuladas foram, a título de ilustração: abertura da armadura (Figura 5) e abertura do campo (Figura 6) no instante $t = 5s$ (podendo ser estendidas para as outras falhas). Uma desconexão do conversor de armadura provoca a parada da máquina, pois, com a corrente de armadura nula, o conjunto eletromagnético também se anula. Já a corrente de campo não é afetada, porque o circuito de campo é independente. Por outro lado, a desconexão do conversor do campo provoca a parada

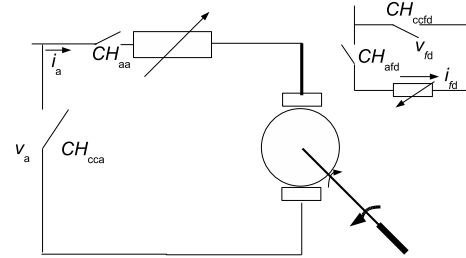


Figura 4: Representação do sistema de acionamento C.C. para os diversos tipos de falhas.

da máquina e, com isto, um aumento da corrente de armadura, que fica limitada somente pela resistência r_a , pois a força-contratromotriz se anula com a velocidade.

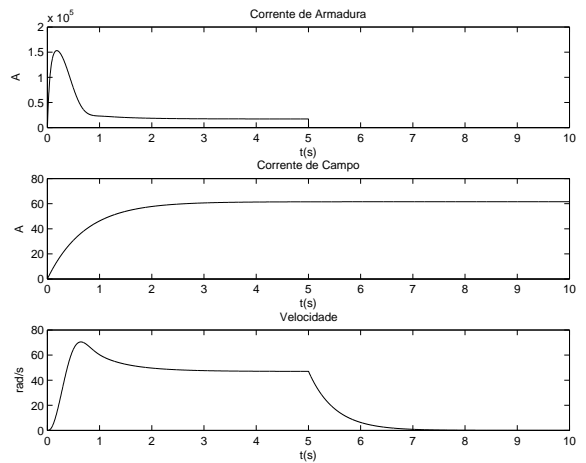


Figura 5: Corrente de armadura, corrente de campo e velocidade para falha do tipo desconexão do conversor de armadura.

Tipo de Falha	Váriáveis Afetadas	Parâmetro(s) Indicador(es) da Falha	Definição do(s) Parâmetro(s)
abertura do enrolamento de armadura	$i_a = 0$	k_{aa}	$\{0, 1\}$
abertura do enrolamento de campo	$i_{fd} = 0$	k_{af}	$\{0, 1\}$
curto-circuito do conversor de armadura	$v_a = 0$	k_{cfa}	$\{0, 1\}$
curto-circuito do conversor de campo	$v_{fd} = 0$	k_{cfa}	$\{0, 1\}$
curto-circuito entre espiras no enrolamento de armadura	r_a e L_a	k_{ca}^{ra} e k_{ca}^{La}	$[0, 1]$
curto-circuito entre espiras no enrolamento de campo	r_{fd} e L_{fd}	k_{cf}^{rfd} e k_{cf}^{Lfd}	$[0, 1]$
falha no sistema de ventilação	r_a e r_{fd}	k_{fv}^{ra} e k_{fv}^{rfd}	$[1, \infty)$
falha de lubrificação nos mancais	B_m	k_{fl}	$[1, \infty)$
falha no sensor de corrente de armadura	i_a	k_{ia}^f	$\{0, 1\}$
falha no sensor de corrente da fonte	i_{fd}	k_{ifd}^f	$\{0, 1\}$
falha no sensor de velocidade	ω_r	$k_{\omega_r}^f$	$\{0, 1\}$

Tabela 1: Resumo das Falhas no sistema de acionamento C.C.

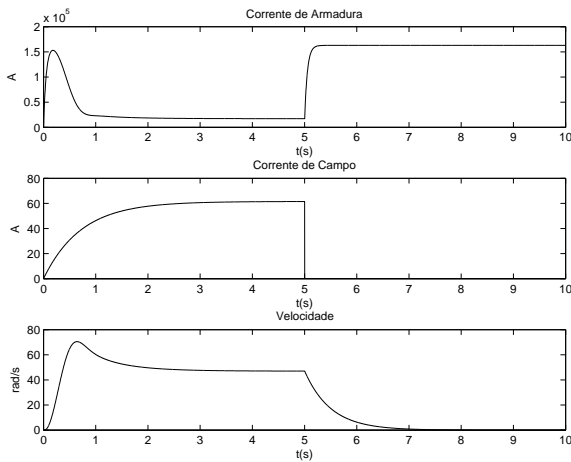


Figura 6: Corrente de armadura, corrente de campo e velocidade para falha do tipo desconexão do conversor de campo.

3 Formulação Híbrida Imuno/Neural

A formulação híbrida aqui proposta foi inspirada na teoria de seleção clonal, ClonalG (de Castro and Zuben, 2002), para classificação de dados. A metodologia aqui proposta se difere do original em dois passos:

1. O primeiro pelo fato de inicializarmos a população de anticorpos com apenas um anticorpo;
2. O segundo, por ter certeza que este será selecionado, usa-se a rede de Kohonen (Kohonen, 2001) para colocar o anticorpo próximo do centro do conjunto total de antígenos para depois fazer com que o mesmo sofra mutação. Isso se repete até um número fixo de iterações, sendo que ao final tenha agrupado todo o conjunto de antígenos.

Os passos básicos do algoritmo proposto são:

1. Leia os antígenos e gere um anticorpo, veja o exemplo da Figura 7;
2. Execute a rede de Kohonen (Figura 8) e faça a mutação (nesse caso gerou-se mais dois anticorpos como ilustrado na Figura 9);
3. Repita o passo 2 por K iterações. A Figura 10 ilustra o resultado da metodologia para os antígenos apresentados após 5 iterações do algoritmo.

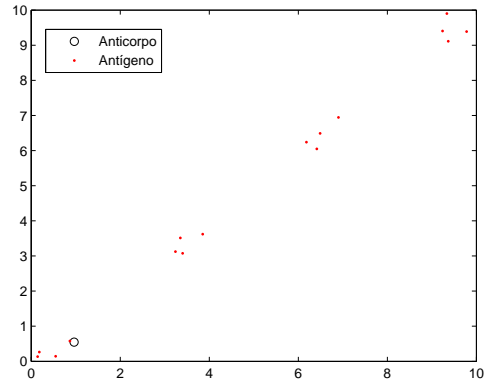


Figura 7: Antígenos e o primeiro anticorpo gerado pela formulação híbrida.

4 Resultados

Para fins de ilustração foram geradas 280 situações de operações, correspondendo aos 11 tipos de falhas e a operação livre de falha. Para ilustrar a eficiência da metodologia proposta, foram realizados testes com 6, 8 e 10 iterações do algoritmo proposto, conforme Tabela 2, que mostra que a eficiência do algoritmo aumenta com o número de iterações, porém o número de anticorpos se-

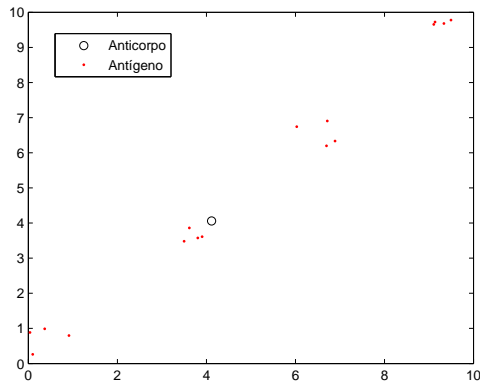


Figura 8: Antígenos e o primeiro anticorpo depois da execução da rede de Kohonen.

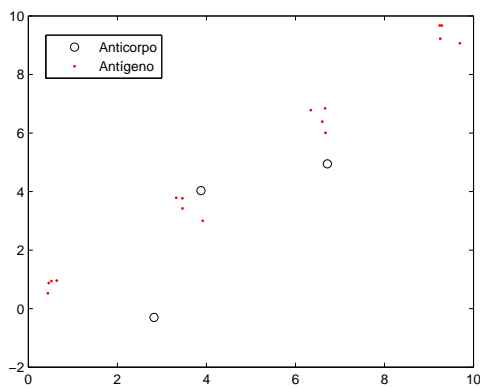


Figura 9: Antígenos e os três anticorpos depois da mutação.

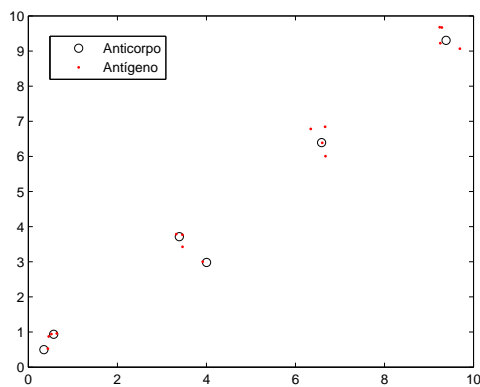


Figura 10: Antígenos e os anticorpos gerados ao fim de 5 iterações do algoritmo.

leccionados no final da execução também aumenta consideravelmente.

A Figura 11 ilustra a metodologia proposta após a execução do algoritmo com 6 iterações.

Iterações	Anticorpos Seleccionados	% de acerto
6	39	73
8	60	89
10	80	95

Tabela 2: Resultados obtidos com a metodologia proposta

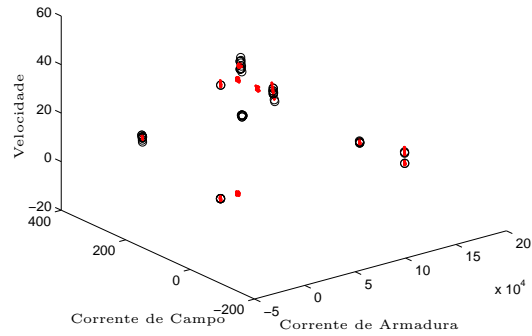


Figura 11: Resposta ao fim da execução da metodologia proposta no problema de detecção de falhas no sistema de acionamento C. C..

5 Considerações Finais

A idéia básica deste artigo é elaborar um modelo inicial para a detecção e classificação de falhas em sistemas dinâmicos utilizando uma abordagem híbrida baseada no algoritmo de seleção clonal associado a uma rede de Kohonen. Os resultados apresentados, na detecção e classificação de falhas em um sistema de acionamento C. C., ilustram as potencialidades da abordagem aqui proposta.

Agradecimentos

Os autores agradecem o suporte financeiro da FAPEMIG e CNPq.

Referências

- Bartys, M., Patton, R., Syfert, M., de las Heras, S. and Quevedo, J. (2006). Introduction to the DAMADICS actuator FDI benchmark study, *Control Engineering Practice* **14**(6): 577–596.
- Bose, B. K. (1986). *Power Electronic A.C. Drives*, Prentice Hall.
- Calado, J. M. F., Korbicz, J., Patan, K., Patton, R. J. and da Costa, J. M. G. S. (2001). Soft computing approaches to fault diagnosis for dynamic systems, *European Journal of Control* **7**(2-3): 248–286.

- Caminhas, W. M. (1997). *Estratégias de Detecção e Diagnóstico de Falhas em Sistemas Dinâmicos*, PhD thesis, Universidade Estadual de Campinas, UNICAMP, Brasil.
- Caminhas, W. M. and Takahashi, R. H. C. (2001). Dynamic system failure detection and diagnosis employing sliding mode observers and fuzzy neural networks, *Proceedings of the Joint 9th IFSA and 20th NAFIPS*, Vancouver, pp. 304–309.
- Chen, J. and Patton, R. J. (1999). *Robust model-based fault diagnosis for dynamic systems*, Dordrecht: Kluwer Academic Publishers.
- D’Angelo, M. F. S. V. and Costa, P. P. (2001). Detection of shorted turns in the field winding of turbogenerators using the neural network mlp, *Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, Tucson, pp. 1930–1935.
- D’Angelo, M. F. S. V., Palhares, R. M., Caminhas, W. M., Takahashi, R. H. C., Maia, R. D., Lemos, A. P. and Inácio, M. J. (2010). Detecção de falhas: uma revisão com aplicações, *Tutorias do CBA*.
- de Castro, L. N. and Zuben, F. J. V. (2002). Learning and optimization using the clonal selection principle, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* **6**(2): 239–251.
- Dutuit, Y. and Rauzy, A. (2005). Approximate estimation of system reliability via fault trees, *Reliability Engineering & System Safety* **87**(2): 163–172.
- El-Shal, S. M. and Morris, A. S. (2000). A fuzzy expert system for fault detection in statistical process control of industrial processes, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part C* **30**(2): 281–289.
- Gertler, J. (1997). Fault detection and isolation using parity relations, *Control Engineering Practice* **5**(5): 653–661.
- Kohonen, T. (2001). *Self-organizing maps*, Springer Series in Information Sciences, Springer.
- Maurya, M. R., Rengaswamy, R. and Venkatasubramanian, V. (2006). A signed directed graph-based systematic framework for steady-state malfunction diagnosis inside control loops, *Chemical Engineering Science* **61**(6): 1790–1810.
- Maurya, M. R., Rengaswamy, R. and Venkatasubramanian, V. (2007). Fault diagnosis using dynamic trend analysis: A review and recent developments, *Engineering Applications of Artificial Intelligence* **20**(2): 133–146.
- Palhares, R. M. (2009). DC machine benchmark fault simulation – MATLAB code, <http://www.cpdee.ufmg.br/~palhares/deteccao.html>.
- Ploix, S. and Adrot, O. (2006). Parity relations for linear uncertain dynamic systems, *Automatica* **42**(9): 1553–1562.
- Puig, V., Stancu, A., Escobet, T., Nejjari, F., Quevedo, J. and Patton, R. (2006). Passive robust fault detection using interval observers: Application to the DAMADICS benchmark problem, *Control Engineering Practice* **14**(6): 621–633.
- Takahashi, R. H. C., Palhares, R. M. and Peres, P. L. D. (1999). Discrete-time singular observers: $\mathcal{H}_2/\mathcal{H}_\infty$ optimality and unknown inputs, *International Journal of Control* **72**(6): 481–492.
- Takahashi, R. H. C. and Peres, P. L. D. (1999). Unknown input observers for uncertain systems: A unifying approach, *European Journal of Control* **5**(2–4): 261–275.
- Uppal, F. J., Patton, R. J. and Witczak, M. (2006). A neuro-fuzzy multiple-model observer approach to robust fault diagnosis based on the DAMADICS benchmark problem, *Control Engineering Practice* **14**(6): 699–717.
- Venkatasubramanian, V., Rengaswamy, R. and Kavuri, S. N. (2003). A review of process fault detection and diagnosis – part II: Qualitative models and search strategies, *Computers and Chemical Engineering* **27**: 313–326.
- Venkatasubramanian, V., Rengaswamy, R., Kavuri, S. N. and Yin, K. (2003). A review of process fault detection and diagnosis – part III: Process history based methods, *Computers and Chemical Engineering* **27**: 327–346.
- Venkatasubramanian, V., Rengaswamy, R., Yin, K. and Kavuri, S. N. (2003). A review of process fault detection and diagnosis – part I: Quantitative model-based methods, *Computers and Chemical Engineering* **27**: 293–311.
- Zolghadri, A. (1996). An algorithm for real-time failure detection in Kalman filters, *IEEE Transactions on Automatic Control* **41**(10): 1537–1539.