SNPTEE
SEMINÁRIO NACIONAL
DE PRODUÇÃO E
TRANSMISSÃO DE
ENERGIA ELÉTRICA

GOP 10
14 a 17 Outubro de 2007
Rio de Janeiro - RJ

GRUPO IX

GRUPO DE ESTUDO DE OPERAÇÃO DE SISTEMAS ELÉTRICOS– GOP

A IDENTIFICAÇÃO DE ERROS DE TOPOLOGIA NO AMBIENTE DE TEMPO-REAL

Marcelo Rosado da Costa* **Djalma M. Falcão**
CEPEL **COPPE/UFRJ**

.

RESUMO

Atualmente, a identificação correta da topologia da rede elétrica é de fundamental importância durante o gerenciamento de energia dentro de um Centro de Operação, tanto do ponto de vista da interpretação correta dos estados (*status*) dos equipamentos pelos operadores, como das funções avançadas de análise de redes que necessitam de uma topologia coerente. Com isto, este trabalho visa apresentar uma estratégia de solução baseada nos estimadores de estado com a capacidade de previsão, já divulgados na literatura nacional e internacional, que possibilita a utilização das inovações normalizadas para identificação de erros de topologia a priori, antes do processo de estimação de estado. Além disso, será utilizado o coeficiente de assimetria, que determina o grau de deformação de uma distribuição, para distinguir tipos de anomalias.

PALAVRAS-CHAVE

Erros de Topologia, Estimação de Estado, Previsão do Estado, Análise de Redes Elétricas, Sistema de Gerenciamento de Energia.

1.0 - INTRODUÇÃO

A disponibilidade e uso efetivo das funções de Análise de Redes em tempo-real nos Centros de Operação de Sistemas Elétricos contribuem de forma decisiva para manter um nível adequado de qualidade de atendimento aos consumidores. A sua ausência dificulta o conhecimento apropriado da margem de segurança em que está operando o sistema, aumentando o risco de que este evolua para situações de colapso, sem que ações de controle sejam exercidas ou sem que estratégias corretivas tenham sido previamente estudadas e elaboradas. Esta tem sido uma constatação recorrente nas análises da maioria dos grandes distúrbios em sistemas elétricos.

As funções avançadas de análise de segurança (8) a serem executadas no Centro de Operação dependem do conhecimento do estado do sistema (módulo e ângulo das tensões em todas as barras) que é calculado pela função de Estimação de Estado. Esta função considera que os parâmetros e a topologia da rede são verdadeiros para serem usados nos cálculos da solução de fluxo de potência. Mas, nem sempre isto é verdade: é usual encontrar algum erro na topologia da rede elétrica, por falhas de informação dos estados (*status)* de chaves e/ou disjuntores, o que provoca erros na solução do Estimador de Estado. Além disto, este erro topológico provoca também uma interpretação equivocada da configuração do equipamento elétrico pelo operador, que é o pior caso.

O tratamento dos erros de topologia em ambiente de tempo-real ainda é um desafio na área de estimação de estado dos sistemas EMS (*Energy Managment Systems*), apesar deste assunto ainda ser objeto de intensa

(*) Avenida Horácio Macedo, 354 – CEP 21941-911 – Cidade Universitária - Rio de Janeiro, RJ – Brasil
Tel: (+55 21) 2598-6419 – Fax: (+55 21) 2260-6211 – Email: rosado@cepel.br

pesquisa acadêmica e tecnológica (1). Por outro lado, a inclusão da função de identificação de erros de topologia no sistema EMS proporcionará a identificação correta do estado dos equipamentos elétricos pelo operador e uma melhor confiabilidade nos resultados das funções de análise de redes. Portanto, este trabalho visa apresentar uma estratégia para identificação somente de erros topológicos voltada para o ambiente de tempo-real.

2.0 - ESTRATÉGIA DE SOLUÇÃO

A estratégia de solução visa detectar o erro de topologia (a priori) antes do processo de filtragem da Estimação de Estado no ambiente de tempo real do sistema SAGE/EMS [2] (Sistema Aberto de Gerenciamento de Energia). Ou seja, a função de identificação de erro de topologia é processada após a função Configuração da Rede e antes da função de Estimação de Estado, e é baseado em parte do algoritmo proposto em (2). A Figura 1 apresenta o fluxograma para detecção do erro de topologia.

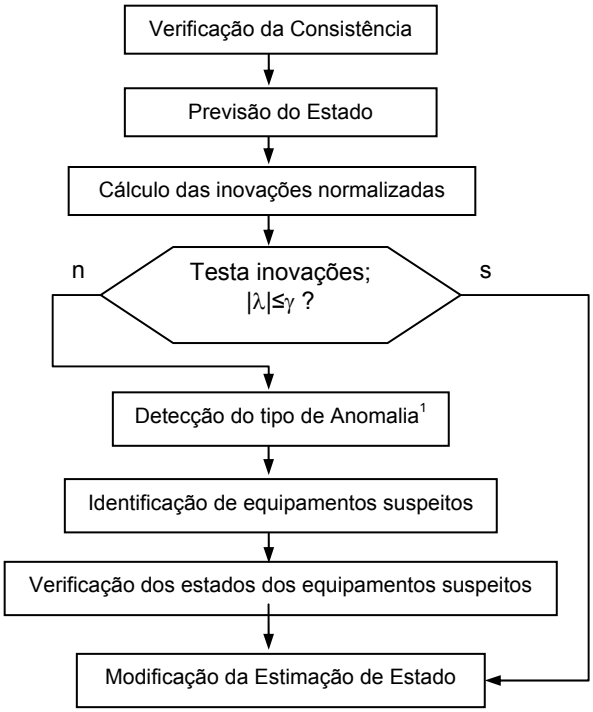

Figura 1 – Fluxograma

3.0 - VERIFICAÇÃO DA CONSISTÊNCIA DA TOPOLOGIA

A função de verificação da consistência da topologia da rede elétrica, baseada em regras simples, é processada pelo Configurador da Rede e tem como objetivo identificar inconsistências da topologia da rede elétrica, no intuito de gerar o modelo de barras (barras x circuitos) consistente aos programas de análise de redes. Ou seja, esta função verifica se o estado (*status*) do equipamento está de acordo com o valor da sua medida analógica, conforme as seguintes regras básicas:

- Se o equipamento elétrico está conectado e se as suas medidas analógicas são consideradas zero, então desconecta o equipamento no modelo de barras.
- Se o equipamento elétrico está desligado e se as suas medidas analógicas não são consideradas zero, então conecta o equipamento no modelo de barras.
- A consistência do equipamento é verificada somente se existir a medida analógica associada a este equipamento e se esta medida utilizada é de boa qualidade.

A Figura 2 apresenta exemplos de situações de erros de topologia da rede identificados e consistidos por esta função no Configurador da Rede. Os exemplos de erros de topologia são erros em circuito, carga, *shunt* e gerador.

[1] – Os autores da referência (3) definem anomalia como sendo “qualquer evento que cause uma variação não esperada nas grandezas monitoradas no sistema”.

[2] – Sistema computacional de supervisão, controle e com funções de avanças de análise de redes, desenvolvido pelo Cepel – Centro de Pesquisa de Energia Elétrica.

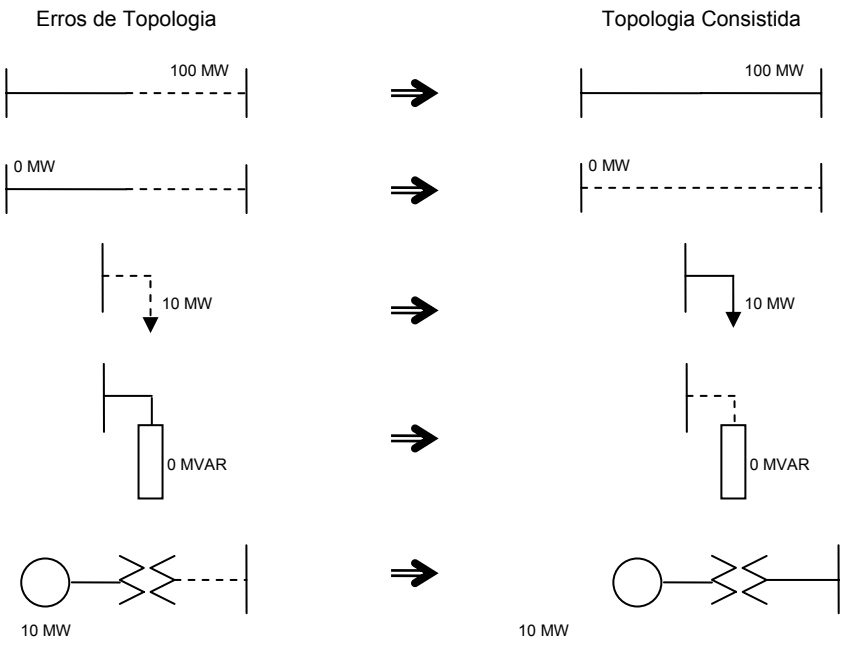

Figura 2 – Exemplos de erros de topologia consistidos

Como esta função se utiliza das medidas analógicas (dados brutos) para identificar inconsistências da topologia da rede, então, em alguns casos, esta função pode falhar (1). Assim sendo, há a necessidade de verificar a existência de erros no modelo de barras gerado pelo Configurador da Rede, conforme será visto nos próximos itens deste trabalho.

Mesmo assim, esta funcionalidade tem melhorado o desempenho do Estimador de Estado e, às vezes, evitando até uma não convergência do processo de Estimação de Estado. Esta funcionalidade já está sendo utilizada pelas empresas brasileiras, que se utilizam do sistema SAGE/EMS.

4.0 - ESTIMAÇÃO DE ESTADO COM CAPACIDADE DE PREVISÃO

Os estimadores de estado com a capacidade de previsão, também conhecidos como estimadores dinâmicos, são capazes de acompanhar a trajetória do estado do sistema no tempo. A alternativa de solução utilizada é o "*Forecasting-Aided State Estimators*" (4), a partir do seguinte modelo dinâmicos lineares:

$$\begin{aligned} \tilde{x}_{k+1} &= F_k \tilde{x}_k + g_k + w_k \\ \tilde{z}_k &= h_k(x_k) + v_k \end{aligned} \qquad (1)$$

Onde k representa instante de tempo; x vetor de estado do sistema (nx1); $\tilde{x}$ vetor de estado previsto do sistema (nx1); F matriz de transição entre os estados (nxn) e g vetor de tendência (nx1); z vetor de medidas (mx1); h vetor das funções não lineares de fluxo de potência; w e v vetores de incertezas gaussiana branca, com média zero e matrizes de covariância Q e R, respectivamente; n número de variáveis de estado; m número de medidas.

4.1 Previsões

A partir de uma estimativa do estado completa x_k e a sua matriz de covariância Σ_k, o vetor de estado previsto $\tilde{x}_{k+1}$ e a matriz de covariância do erro na previsão M_{k+1} são dados por:

$$\begin{aligned} \tilde{x}_{k+1} &= F_k \tilde{x}_k + g_k \\ M_{k+1} &= F_k \Sigma_k F_k^T + Q_k \end{aligned} \qquad (2)$$

Assim, o vetor de medidas previstas $\tilde{z}_{k+1}$ e a respectiva matriz de covariância T_{k+1} podem ser obtidos por:

$$\tilde{z}_{k+1} = h(\tilde{x}_{k+1})$$
$$T_{k+1} = HM_{k+1}H^T \quad (3)$$

Onde H corresponde a matriz Jacobiano em $x = \tilde{x}_{k+1}$. A medida prevista $\tilde{z}_{k+1}$ é expressa pelo desvio padrão $\sigma_T(i) = \sqrt{T(i,i)}$

4.2 Análise de Inovações

As inovações definidas como sendo a diferença entre componentes das medidas analógicas z(i) e as correspondentes previsões $\tilde{z}(i)$, permitem-se saber a priori se um conjunto de medidas analógicas recebido para processamento contém alguma inconsistência. Com isto, as inovações normalizadas podem ser expressas como:

$$\lambda(i) = \frac{|v(i)|}{\sigma_N(i)} \leq \gamma$$
$$N = T + R \quad (4)$$

Onde $\sigma_N(i) = \sqrt{N(i,i)}$ representa o desvio padrão da i-ésima componente do vetor inovação v e R a matriz de covariância dos erros da medida analógica; e γ é o limite considerado.

O valor limite γ considerado para detecção de alguma inconsistência nas medições é de 3 (4).

4.3 Modificação da Estimação de Estado (filtragem do estado)

De acordo com a Figura 1, caso tenha sido identificado algum erro através da análise de inovações, a nova estimativa do vetor de estado $\hat{x}_{k+1}$ pode ser obtida no instante de tempo k+1, através de estimadores de estado que utilizam normalmente MQP (Mínimos Quadrados Ponderados) onde a melhor estimativa para o estado é obtida através da minimização de uma determinada função objetivo:

$$J(x) = [z - h(x)]^t R^{-1}[z - h(x)] \quad (5)$$

O vetor de estado estimado $\hat{x}_{k+1}$ pode ser obtido após a convergência do seguinte processo interativo:

$$x^{i+1} = x^i + \Sigma H^t R^{-1}[z - h(x^i)] \quad (6)$$

Onde i é o número de interações e $\Sigma = [H^t R^{-1} H]^{-1}$

Caso não tenha identificado algum erro através da análise de inovações, o processo de filtragem do estado pode ser desempenhado a partir do vetor de estado previsto $\tilde{x}_{k+1}$ como ponto inicial do processo de convergência, de maneira similar aos estimadores *tracking* (5):

$$\hat{x}_{k+1} = \tilde{x}_{k+1} + \Sigma H^t R^{-1}[z - h(\tilde{x}_{k+1})] \quad (7)$$

5.0 - DETECÇÃO E IDENTIFICAÇÃO DOS TIPOS DE ANOMALIAS

O processo de detecção de anomalias é baseado no coeficiente de assimetria da distribuição das inovações normalizadas e na análise das inovações normalizadas. De acordo com os autores da referência (3), as inovações normalizadas não são afetadas pelo efeito de espalhamento e possuem um padrão para cada tipo de anomalia.

5.1 Tipos de Anomalias

Os tipos de anomalias a serem identificadas para determinar o correto estado do sistema elétrico são os seguintes:

1. Erros grosseiros nas medidas: são causados por falhas nos equipamentos dos sistemas de medição e transmissão de dados ou por medidas tomadas durante transitórios.

2. Erros topológicos: são causados por informações incorretas do estado (*status*) atual de chaves e disjuntores. Os dois tipos de erros associados a erros na configuração dos equipamentos da rede elétrica são:
   - Mudanças topológicas falsamente informadas;
   - Mudanças topológicas não informadas;

3. Mudança brusca no ponto de operação do sistema: estão associados a mudança brusca dos ponto de operação e mudança de configuração da rede.

5.2 Coeficiente de Assimetria

De acordo com os autores da referência (6), a curva densidade de probabilidade das inovações normalizadas se deforma de maneira distinta na presença de erros (grosseiros ou topológicos) e por mudança brusca no ponto de operação. Através da avaliação do grau de deformação da mesma, verificando a existência de assimetria da curva, pode-se concluir sobre qual dessas anomalias estão presentes. O grau de deformação é medido através do coeficiente de assimetria, também chamado de "*skewness*", conforme a seguinte equação:

$$skew = \frac{\sum_{i=1}^{N} (x_i - \mu)^3}{N \ \sigma^3} \tag{8}$$

Onde μ é a média; σ é o desvio padrão; N é o número da amostragem.

Uma curva normal apresenta o coeficiente de assimetria igual a 0 (zero), com isto, esta medida se torna útil para comparar outras distribuições com uma gaussiana ou normal.

Skew > 0, a cauda positiva da distribuição é mais longa (valores deslocados para esquerda);
Skew < 0, a cauda negativa da distribuição é mais longa (valores deslocados para direita);

Por fim, este coeficiente possibilita a distinção entre a mudança brusca do ponto de operação e os erros (grosseiros ou topológicos), através do seguinte:

$$\begin{aligned} &\text{Se } Skew \geq \gamma_{max}\text{, então há ocorrência de erros grosseiros ou topológicos.} \\ &\text{Se } Skew \leq \gamma_{max}\text{, então há mudança do ponto de operação.} \end{aligned} \tag{9}$$

A identificação da mudança brusca do ponto de operação é importante, porque quando da ocorrência desta anomalia, as inovações sofrem variações não previstas e não devem ser consideradas no processo de identificação de equipamentos suspeitos para este instante de tempo.

O valor do limite máximo γ_{max} para a detecção da existência de erros utilizado é de 2, de acordo com o limite utilizado na referência (6).

5.3 Identificação de Equipamentos Suspeitos

Como cada inovação normalizada está relacionada a um ou mais equipamentos, dependendo de qual o tipo de medida a inovação está associada. Assim sendo, a identificação de equipamentos suspeitos é baseada no número (*Score*) de medidas que as inovações normalizadas suspeitas estão relacionadas com os equipamentos, conforme a equação (4). Com isto, pode-se determinar uma lista de equipamentos suspeitos que devem ser verificados, conforme a Figura 3. Para cada equipamento suspeito é também identificado o estado (*status*) atual e anterior do equipamento no intuito de facilitar a identificação do erro topológico.

Figura 3 – Lista de Equipamentos Suspeitos no ambiente do sistema SAGE/EMS

5.4 Verificação dos Equipamentos Suspeitos

A partir da lista de equipamentos suspeitos, pode-se verificar a possibilidade da existência do erro de topologia através dos seguintes alternativas de solução:

1- Verificar a análise dos resíduos no processo de filtragem do estado, considerando o equipamento em questão conectado e desconectado, para a lista de equipamentos supeitos. Caso não ocorra resíduos normalizados elevados para o novo estado (*status*) do equipamento suspeito, então este novo estado do equipamento é o estado correto (2).
2- Verificar os estados dos equipamentos a partir da representação generalizada do processo de estimação de estados somente nas áreas dos equipamentos suspeitos (7).
3- Reconhecimento de padrão das inovações normalizadas a partir de redes neurais artificiais(3).

Esta etapa ainda está em fase de pesquisa para a implantação do processo de verificação dos equipamentos suspeitos. A escollha da solução dependerá do tempo de processamento e da eficiência. No entanto, foram realizados testes considerando a alternativa de solução 1 e a lista de equipamentos suspeitos ordenados pelo *Score*, conforme Figura 3. Para isto, os equipamentos dessa lista são verificados através da análise dos resíduos de cada estado (status).

6.0 - RESULTADO PRELIMINAR

Para se obter alguns resultados foi desenvolvida uma função de identificação de equipamentos suspeitos baseados na estratégia descrita anteriormente no ambiente do sistema SAGE/EMS.

A seguir será apresentado o resultado obtido ao se simular um ponto de operação sem a presença de erros grosseiros ou de topologia, utilizado como sistema teste o sistema SAGE 65 barras.

Os gráficos foram gerados no MatLab, a partir dos valores das inovações normalizadas calculados pela função de identificação de erro de topologia no ambiente do SAGE. Estes gráficos são baseados na função densidade:

$$f(\lambda_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_k}} \exp\left[-\frac{(\lambda_k - \mu_k)^2}{2\sigma_k^2} \right] \tag{9}$$

O primeiro resultado apresentado está relacionado com a verificação do comportamento das inovações normalizadas, num instante k, sem a presença de erros grosseiros ou de topologia. Isto pode ser visto a partir da distribuição normal da Figura 4.

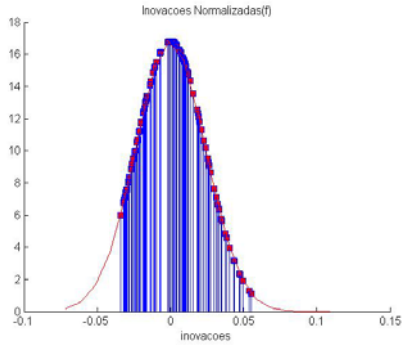

Figura 4 – Função densidade sem erros

O valor do coeficiente de assimetria é de 0,4 < limite γ_{max} , então não contém erros grosseiros e de topologia na distribuição das inovações normalizadas de um instante de tempo. Como o seu valor está próximo de zero, então a curva está próxima de uma distribuição normal.

O segundo resultado apresentado está relacionado com a verificação do comportamento das inovações normalizadas, num instante k, com a presença de erros grosseiros em algumas medidas de uma subestação. A Figura 5 apresenta uma deformação da curva densidade e um valor elevado do coeficiente de assimetria. Provando assim, a presença de um erro grosseiro nas medidas.

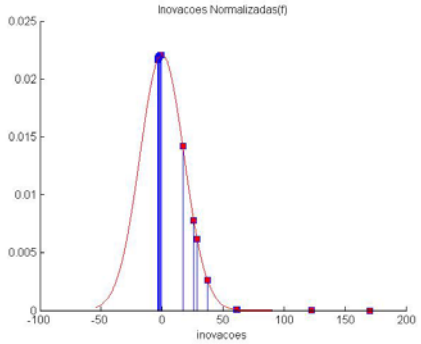

Figura 5 – Função densidade com erro grosseiro

O valor do coeficiente de assimetria é de 7,209 > limite γ_{max} , então a distribuição das inovações normalizadas de um instante de tempo contém erros (grosseiros ou topológicos) e os valores das inovações estão deslocados para esquerda, como pode ser observado na Figura 5, na qual existem valores de inovações normalizadas maiores que 100.

Assumindo como erros grosseiros as medidas identificadas pela análise das inovações e após a recuperação dessas medidas pelos valores previstos, os resíduos normalizados são calculados no processo de filtragem do estado e verificados que não ultrapassaram o limite esperado, então a presença do erro grosseiro é confirmada.

O terceiro resultado apresentado verifica o comportamento das inovações normalizadas, num instante k, com a presença de um erro topológico de uma linha de transmissão. A Figura 6 apresenta também uma deformação da curva densidade e um valor elevado do coeficiente de assimetria. Também, provando assim, a presença de um erro de topologia, a partir da lista de equipamentos suspeitos.

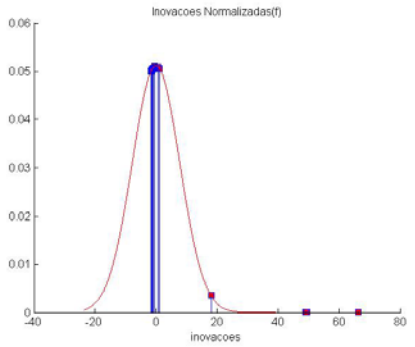

Figura 6 – Função densidade com erro topologia

O valor do coeficiente de assimetria é de 6,64, informando assim que existem erros (grosseiros ou topológicos) na distribuição das inovações normalizados e os seus valores estão deslocados para esquerda, como pode ser observado na Figura 6 que existem valores de inovações normalizadas maiores que 40.

Para cada novo estado (aberto ou fechado) de cada equipamento suspeito identificados pela análise das inovações são calculados os resíduos normalizados no processo de filtragem do estado e verificados se ultrapassaram o limite esperado ou não, indicando assim a presença do erro de topologia. Neste exemplo, o estado do primeiro equipamento identificado como suspeito na lista, conforme Figura 3, está incorreto. O estado correto é fechado. Com isto, a distinção entre a ocorrência dos erros grosseiros ou de topologia pode ser realizada através da análise dos resíduos, conforme alternativa de solução 1 descrita no item 5.4.

7.0 - CONCLUSÃO

Este trabalho apresentou uma estratégia para identificação de erros topológicos, baseadas em estimadores com a capacidade de previsão e nas inovações normalizadas. Outra variável importante foi o coeficiente de assimetria que faz uma distinção entre anomalias, evitando assim o uso das inovações quando da ocorrência da mudança brusca do ponto de operação. A partir de resultados preliminares em ambiente de tempo real, esta estratégia de solução se mostrou uma alternativa eficiente para o tratamento dos erros topológicos a priori (antes do processo de estimação).

A principal vantagem em se utilizar um estimador de estado com a capacidade de previsão é a etapa de análise de inovações, porque as inovações normalizadas não são afetadas pelo efeito de espalhamento e possuem um padrão para cada tipo de anomalia. Ao contrário dos resíduos calculados no processo de filtragem da estimação de estado.

8.0 - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

(1) Costa, M. R., Falcão, D. M.,"Identificação de Erros de Topologia da Rede Elétrica: Uma Nova Tendência das Funções de Análise de Rede", Simpase, Campinas, SP, Brasil, 2006.

(2) Do Coutto Filho, M. B., Leite da Silva, A. M., Calvo Cantera, J. M. C, Da Silva, R. A., "Information debugging for real-time power systems monitoring",IEE Preceedings, Vol. 136, Pt. C, No. 3, May 1989.

(3) Souza,J. C. S, Leite da Silva, A. M., Alves da Silva, A. P.,"Aplicação de Redes Neurais para a Depuração da base de dados utilizada durante a operação em tempo real de sistema de energia Elétrica",XIV SNPTEE, Belém, PA, Brasil, 1997.

(4) Do Coutto Filho, M. B., Souza, J. C. S., Shilling, M. T., "Previsões no processo de estimação de estado em sistema de potência", SEPPOPE, Rio de Janeiro, Brasil.

(5) Falcão, D. M., Cooke, P. A., Brameller, A.,"Power system tracking state estimator and bad data processing", IEEE Trans., 1982, PAS-101, pp. 325-333.

(6) Nishiya, K., Hasegawa, J., Koike, T.,"Dynamic sate estimation including anomaly detection and identification for power systems", IEEE Proc. Vol. 129, Pt. C, No. 5, September 1982.

(7) Alsac, O., Vempati, N., Stott, B., Monticelli, A.,"Generalized state estimation", IEEE Trans. Power System, vol. 13, pp. 1069-1075, August 1998.

(8) Costa, M. R., Pereira, L. A. C., Alves, J. M. T.,"A importância e a evolução das funções de análise de redes no sistema de supervisão e controle", VIII EDAO, Recife, PE, Brasil, março de 2006.

9.0 - DADOS BIOGRÁFICOS

Marcelo Rosado da Costa
Nascido em Nova Iguaçu, RJ, em 19 de julho de 1970.
Mestrado (1998) em Engenharia Elétrica de Sistemas de Potência pela COPPE/UFRJ e Graduação (1993) em Engenharia Elétrica pela UFRJ.
Empresa: Centro de Pesquisa de Energia Elétrica, desde agosto de 1996.
Pesquisador do Departamento de Automação de Sistemas.
Áreas de Interesse: Algoritmos de Análise de Redes e Sistemas de Supervisão e Controle.

Djalma M. Falcão
Ph.D. (1981) pela UMIST, U.K.; M.Sc. (1974) pela Universidade Federal do Rio de Janeiro; e Graduação (1971) em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal do Paraná.
Ele esteve em licença sabática em UC Berkeley de 1991 à 1993.
Professor de Engenharia Elétrica pela Universidade Federal do Rio de Janeiro, desde 1981.
Áreas de Interesse: métodos computacionais para simulação, otimização e controle de sistemas de potência.