



Grupo de Estudo de Desempenho de Sistemas Elétricos-GDS

Modelos de Inteligência Computacional aplicados à previsão de ocorrência de falta

CRISTINA YURIKA KONATU OBATA ADORNI(1); JORGE MOREIRA DE SOUZA(2); MARCOS VANINE PORTILHO DE NADER(3); GIOVANNI MOURA DE HOLANDA(4); FITec(1);FITec(2);FITec(3);FITec(4);

RESUMO

O presente artigo faz a análise para a detecção de falhas incipientes. Utiliza os indicadores derivados de dados reais de oscilografia registrados durante o PED 370 (1). Utiliza a técnica de Análise dos Componentes Principais (Principal Components Analysis, PCA) para reduzir o número de componentes a serem analisados suprimindo aqueles altamente correlacionados que podem dificultar a análise.

PALAVRAS-CHAVE

Análise Oscilográfica, Análise dos Componentes Principais, *Principal Components Analysis (PCA)*, falhas incipientes

1.0 - INTRODUÇÃO

A evolução tecnológica e o simultâneo barateamento dos equipamentos de monitoração como os IED (*Intelligent Electronic Devices*), estão permitindo uma rápida expansão desses ativos de monitoração (a)-(b), auxiliando e melhorando a gestão da operação das redes de distribuição. Desse modo é possível gerar diversos indicadores de desempenho que, em conjunto, permitem supervisionar a operação da rede em tempo real no sentido de uma gestão preditiva (c) em contraponto com a reativa utilizada tradicionalmente.

No contexto da operação existem três tipos de ação: reativa, preventiva e preditiva. A ação reativa acontece devido à falha não prevista do equipamento, necessitando a intervenção imediata. Já a ação preventiva se baseia no histórico de falhas de equipamentos semelhantes avaliando o tempo de vida e o momento de substituir partes do equipamento que se deterioram com o tempo. Finalmente a ação preditiva se baseia na avaliação de parâmetros físicos dos equipamentos da rede ou de parâmetros da rede registrados nos IEDs. São medidos em tempo real por sensores (temperatura, vibração, ponto quente de transformadores, oscilógrafos, Religadores Automáticos, etc.) para detecção de possíveis situações de degradação da qualidade na rede de distribuição que necessitam a intervenção da manutenção.

As falhas causadas por mau contato, deterioração da isolamento, etc. que dependem, por exemplo, de condições climáticas, características particulares de cada região, têm difícil modelização e a solução geralmente adotada é a priorização das inspeções dos alimentadores baseada no histórico de ocorrências. Essas falhas, ainda prematuras, incipientes, não ocorrem abruptamente, havendo uma deterioração gradual até o momento de ruptura quando a falha se manifesta. Então, falha incipiente é a falha provocada pela degradação progressiva do elemento de rede que leva a um quadro de ruptura e pode ser evitada se o processo de degradação puder ser monitorado em tempo real por um indicador de desempenho.

No caso de falhas incipientes, a manutenção preditiva deve definir indicadores que quantifiquem a degradação do ativo, prevendo o momento de ruptura. Esses indicadores são baseados em medições coletadas em tempo real, como o intervalo entre falhas de uma determinada população de ativos ou os registros de perturbação coletados pelos IEDs.

O presente artigo faz a análise para a detecção de falhas incipientes. Utiliza os indicadores derivados de dados reais de oscilografia registrados durante o PED 370 (1). O uso de IEDs como equipamento de monitoração e também o problema da detecção de falhas incipientes tem sido tratado na literatura para vários tipos de ativos (2 – 7).

2.0 - INDICADORES DERIVADOS DA OSCILOGRAFIA

Os indicadores são derivados a partir dos dados de oscilografia. Os dados foram coletados de duas subestações (SEs) e três alimentadores. Resumidamente, os indicadores derivados são: (i) distorção individual, distorção total, harmônicos pares e ímpares, harmônicos múltiplos de 3 para corrente e tensão das fases A, B e C, (ii) Fator de Desequilíbrio de tensão e corrente, (iii) Transformada Wavelet fases A, B e C: Energia do sinal, Energia do coeficiente de detalhe, Relação de energia, (iv) Valor eficaz, Módulo e ângulo da impedância, resistência, reatância para as 3 fases, (v) Módulo e ângulo de Sequência Positiva, Negativa e Zero.

Para um alimentador, são derivadas cerca de 140 medidas diárias para cada um dos 110 indicadores, totalizando cerca de 15.000 registros diários. Representa-se o indicador por um vetor cujos elementos são as medidas coletadas em um período de tempo, por exemplo, de 0 às 7 horas, um dia, um grupo de dias, etc.

Para ser viável, a análise de grande volume de dados necessita uma metodologia de preparação dos dados antes de se chegar aos indicadores de desempenho. A metodologia proposta é composta de cinco passos: transformação, redução, granularidade, índice de degradação e geração de alertas/alarmes. Os passos são desenvolvidos na Seção 3.

3.0 - METODOLOGIA

A definição dos passos da metodologia proposta é geral, mas a descrição está adaptada às técnicas que são usadas neste artigo.

Passo 1 – Definir e Agrupar os indicadores

É a operação de agrupamento (Clusters) de indicadores definidos pelo analista. Numa primeira análise, tentar agrupar todos os indicadores gerados por técnicas matemáticas diferentes (Transformada de Fourier, Wavelet, etc.) dificulta a compreensão.

O critério de agrupamento pode ser, por exemplo: i) alta correlação entre os indicadores, ii) padrões similares em um determinado período de tempo (independente da hora em que foi registrado), iii) indicadores afins (por exemplo, os indicadores de tensão), etc. Os indicadores são amostrados em instantes diferentes de tempo, assim o passo 1 pode ser: (i) não supervisionado, cabendo ao algoritmo definir os agrupamentos e seus respectivos períodos de tempo; (ii) supervisionado pelo analista que define os períodos de tempo, (0 às 7 horas, um dia, um grupo de dias) e o algoritmo escolhe, entre os períodos definidos, aquele adequado para cada amostra.

Passo 2 – Reduzir o número de indicadores

De maneira geral, consiste na redução dos indicadores de um agrupamento. Técnicas como Análise dos Principais Componentes, PCA (*Principal Components Analysis*), *Factor Analysis* (5), entre outras, são usadas com esse objetivo. A técnica PCA é objeto de Seção 4. Nessa técnica, os Componentes Principais (CPs) são representados por uma combinação linear dos indicadores.

A técnica PCA analisa a correlação entre os indicadores de um agrupamento (definidos no passo de transformação ou escolhido pelo analista) indicando os CPs que devem ser usados de modo a captar a maior parte da variância dos indicadores do agrupamento. Se todos os indicadores forem usados, capta-se 100% da variância. A redução do número de indicadores vem do fato de que na maioria dos casos de análise de dados, trabalhar com CPs que captem 80% ou 90% da variância é suficiente para se estudar o fenômeno.

Resumidamente, para a análise de p variáveis se quer achar $k < p$ componentes lineares de máxima variância, que representem as p variáveis. Na técnica de PCA, é gerada a matriz de correlação ou de covariância (MC) entre as variáveis, que é uma matriz quadrada $p \times p$. A análise matricial permite determinar os p autovalores (eigenvalues) e p autovetores (eigenvectors) da matriz MC. Os autovalores correspondem às variâncias dos componentes lineares e os autovetores (de dimensão k), aos pesos associados à combinação linear dos indicadores.

Os indicadores DTT_V (Distorção Total de Tensão) para as fases A, B e C têm alta correlação. Nesse exemplo simples, $p=3$ e $k=1$, ou seja, três vetores são representados por um vetor que é uma combinação linear dos vetores originais ponderados por coeficientes (elementos do autovetor). A Figura 1- (a) mostra a dispersão entre DTT_VA e DTT_VB e o Componente Principal, CP, resultado da técnica PCA que determina a combinação linear que maximiza a variância (os dados estão normalizados pela média). O mesmo se observa para a dispersão entre os indicadores DTT para as fases A/C e B/C e seus respectivos componentes principais.

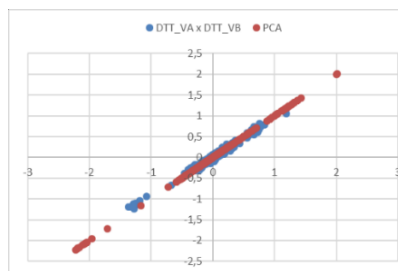


FIGURA 1 – (a)

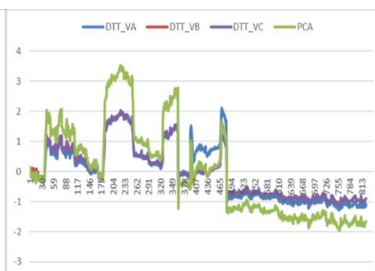


FIGURA 1- (b)

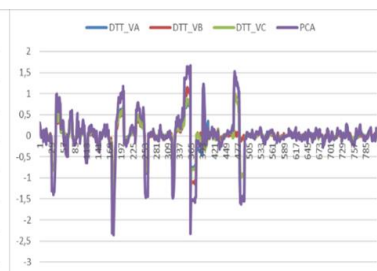


FIGURA 1 – (c)

Passo 3 - Escolher a granularidade

Permitir ao analista definir os subgrupos do vetor de medidas para os quais serão aplicados a técnica do passo 2. Na técnica PCA, esse passo tem influência porque ela depende da média e desvio padrão dos subgrupos para normalização dos dados e cálculo da matriz de correlação usados no PCA.

Exemplificando os passos 1, 2 e 3: o indicador DTT_V, Distorção Total da Tensão por fase, tem o vetor de medidas correspondente a seis dias de registro com 823 elementos. A Figura 1-(b) mostra o resultado do PCA considerando um único grupo, ou seja, todos os dias registrados (dados normalizados pela média). Nota-se que resultado PCA, em alguns períodos, está bem diferente das medidas. Caso o mesmo período de seis dias (823 registros) seja dividido em subgrupos de 29 amostras, o resultado PCA é mais aderente às medidas, como mostrado na Figura 1-(c).

Passo 4 – Definir os Índices de Degradação (ID)

A detecção de falhas incipientes implica em se quantificar a progressiva degradação de um elemento de rede através de um ou mais índices que sinalizem a possibilidade de ruptura que pode gerar uma falta ou uma medida fora de especificação.

No exemplo anterior, no período de seis dias há uma ocorrência onde o Fator de Desequilíbrio (FD) excede o especificado no PRODIST. A Figura 1-(c), usando como ID o CP dos indicadores de fase DTT_V, já indica alguma anormalidade até o registro 505, a partir do qual o sistema se estabiliza.

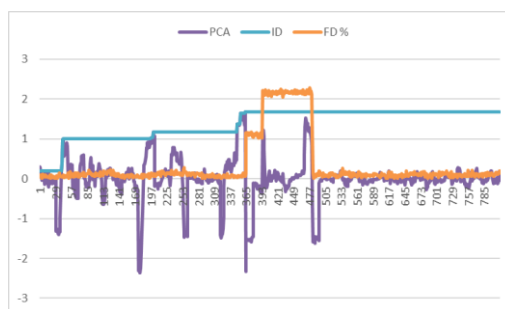


FIGURA 2 – Degradação do Fator de Desequilíbrio

O ID deve ser um quantificador que, pelo seu crescimento ou decrescimento, mostre uma tendência à degradação do processo medido. No caso do exemplo, o ID é o valor máximo positivo até o momento da ruptura. A Figura 2 mostra o ID para o CP dos indicadores de fase DTT_V, derivados da oscilografia, como índice para prever uma degradação do Fator de Desequilíbrio.

Esse passo de definição do ID é necessário porque: i) é praticamente impossível se achar o ID universal que se aplique a qualquer processo de degradação. A análise do fenômeno de degradação objeto do estudo (ponto quente, deterioração com rompimento de cabo, desequilíbrio de tensão, árvore na rede, etc.) implica na identificação dos indicadores adequados para representar o fenômeno e na determinação do ID que melhor exponha quantitativamente e visualmente a degradação; ii) um ID é capaz de representar a degradação de um fenômeno sob um determinado ângulo. Captar a degradação de um fenômeno sob vários ângulos geralmente necessita a definição de um ID para cada ângulo que se quer analisar.

Passo 5 – Detectar situações de degradação

Esse passo implica em determinar limites para a verificação do ID, que, se atingidos, geram alertas/alarmes indicando uma possível degradação do ativo analisado, podendo gerar ruptura e indisponibilidade do serviço dependente do ativo. São calculados para cenários considerados sem degradação.

Outra técnica usa o Fator de Tendência de Laplace para detectar tendências ao crescimento ou decrescimento que evidenciarão o processo de degradação.

4.0 - ANÁLISE DOS COMPONENTES PRINCIPAIS (PCA)

PCA, é uma técnica estatística que transforma linearmente um conjunto de indicadores em um conjunto bem menor de CPs não correlacionados que expressam a maior parte das informações contidas no conjunto original de indicadores. O objetivo é reduzir a dimensionalidade do conjunto de indicadores a ser analisado, permitindo maior compreensão do fenômeno pelo analista (menor número de CPs) e menor custo computacional.

No exemplo simples desenvolvido no passo 2 da metodologia, os indicadores de medidas das três fases foram reduzidos a um único CP para melhor compreensão do fenômeno. A técnica PCA é geralmente utilizada em problemas complexos envolvendo dezenas de indicadores.

Seja um grupo de n amostras de p variáveis. A variável X_k é um vetor com n elementos (o indicador DDT_V é um vetor com cerca de 140 amostras diárias para as fases A, B e C, X_A , X_B e X_C)

$$X_k = [x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{kn}], k = 1 \dots p$$

O vetor X é a matriz das amostras das p variáveis (no exemplo DTT_V, esse vetor conteria as amostras das fases A, B e C)

$$X = X_1 + X_2 + \dots + X_p$$

Considere a equação linear para a variável p

$$y_p = a_{p1} \cdot X_1 + a_{p2} \cdot X_2 + \dots + a_{pp} \cdot X_p \quad [1]$$

Os Componentes Principais são os componentes lineares que apresentam a maior variância.

Definições:

A_k é o vetor $[a_{k1}, a_{k2}, \dots, a_{kp}]$ para a variável k

A'_k é o vetor linha, transposto de A_k

A é a matriz dos vetores A_k , $A = [A_1, A_2, \dots, A_p]$

A' é a matriz transposta de A .

A relação A_k, X_k pode ser colocada na forma matricial em função da variável k (8)

$$\begin{aligned} var(A_k, X_k) &= \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p a_{ki} a_{kj} \sigma_{ij}^2 = A'_k COV A_k \\ &= A' COV A \end{aligned} \quad [2]$$

A intenção é achar os valores de A_k que maximize a equação [2] condicionado a:

$$\sum_{i=1}^p (a_{ki}^2) = A'_k A_k = 1$$

Ou seja, os vetores A_k devem ser ortogonais.

$$\sum_{i=1}^p a_{li} a_{mi} = 0 \text{ para } l \neq m$$

$$A' A = I, \text{ matriz identidade} \quad [3]$$

Análise dos indicadores de corrente

Para a análise, pode ser usada a matriz de covariância ou a matriz de correlação que é a matriz de covariância das variáveis normalizadas. Ou seja, para usar a matriz de correlação, deve-se usar as variáveis normalizadas (valor da variável menos a média da amostra, ou seja, média da variável normalizada igual a zero).

O emprego de autovalores e autovetores é uma forma elegante de se determinar os máximos da equação matricial [1]. Considerando a equação [2] e a equação que relaciona autovalores $\lambda_i, i = 1 \dots p$, representados na matriz diagonal Λ , tem-se:

$$COVA = \Lambda A \quad [4]$$

A equação [4] é a matriz que relaciona a matriz de autovalores Λ com a matriz de autovetores A .

Como, pela equação [3], $A' A = I$, podemos deduzir (5):

$$A' COVA = A' \Lambda A = \Lambda A' A = \Lambda$$

Ou seja, para se achar os pontos de máximo da equação [2] deve-se escolher os maiores autovalores e os correspondentes autovetores.

Como as três fases são fortemente correlacionadas para o indicador DTT_V, apenas um CP responde por 88,98% da variância. Esse componente é obtido usando a equação linear [1] derivada dos indicadores das fases A, B e C com coeficientes determinados pelo autovetor.

5.0 - ANÁLISE DE DUAS OCORRÊNCIAS

Duas ocorrências são objeto de análise usando a técnica PCA para predição de falhas incipientes.

A primeira ocorrência foi registrada a correção de “ponto quente”, no dia 3 de maio de 2018, na SE GOL, alimentador C08. A segunda ocorrência, na SE XAV, alimentador C02, foi o registro de “condutor MT partido”, no dia 4/10/2016 entre 04:45 e 07:50, quando foi corrigido o problema.

Dois Índices de Degradação (passo 4) serão definidos para a análise quantitativa das ocorrências: ID_SupInf e ID_Cronos.

O índice ID_SupInf se baseia nos limites superior e inferior geralmente usados nos programas de controle de qualidade. É obtido pelo valor da média mais/menos três vezes o valor do desvio padrão. Calcula-se a média e o desvio padrão dos valores dos CPs por período após a correção da anormalidade.

O índice ID_Cronos baseia-se na ordem cronológica dos registros das amostras, calculando o máximo de mínimo da amostra registrada em uma determinada data/hora (o ID_SupInf se baseia nos valores dos CPs do período que contém várias amostras data/hora)

Hora	CP 32	CP 33	CP 34	ID_Cronos	
				Max	Min
06:25:02	-3,69246	1,740418	-0,62803	1,740418	-3,69246
06:30:03	-2,75101	1,118709	-0,47813	1,118709	-2,75101
06:35:03	-1,29283	0,69949	0,097933	0,69949	-1,29283
Max	-1,29283	1,740418	0,097933		
Min	-3,69246	0,69949	-0,62803		
ID_SupInf período das 06:25 às 06:35					

FIGURA 3 – Máximo e Mínimo dos ID_SupInf e ID_Cronos

Esses índices são exemplificados na Figura 3 para as amostras registradas das 06:25:02 às 06:35:03. Os limites superiores e inferiores são calculados a partir da média e desvio padrão dos CPs da amostra (ID_Cronos) ou do período (ID_SupInf), antes e depois da ocorrência. A detecção de situações de degradação (passo 5) ocorrerá quando esses limites forem ultrapassados.

5.1 Análise da ocorrência “ponto quente”

Na primeira ocorrência, foi registrada a correção de ponto quente no dia 3 de maio de 2018, na SE GOL, alimentador C08. Essa ocorrência de ponto quente foi corrigida no dia 3 de maio de 2018 entre 18:17 e 18:57 horas. Essa análise abrangerá, além do dia 3, os dias 2 e 4, ou seja, antes e depois do registro. São três dias úteis que devem apresentar similaridade quanto ao comportamento de carga.

No passo 1 da metodologia proposta, deve-se agrupar os indicadores (110 no total) segundo algum critério. Nesse exemplo o critério é a afinidade das medidas: indicadores de tensão (33), de corrente (33) e Wavelet (20). Serão feitas três análises, uma para cada um dos agrupamentos com granularidade (passo 3) definida por período: 00 às 6:59 h, 07 às 11:59 h, 12 às 18:59 h e 19 às 11:59 h. Com essa granularidade espera-se modelar as diferentes situações de carga da rede.

A análise dos resultados será feita pela análise gráfica dos CPs, usando os índices de degradação ID_SupInf e ID_Cronos. A visualização gráfica usando todos os valores de amostra é difícil de ser analisada. A Figura 4-(a) mostra os valores das 29 amostras do dia 3, período de 00 às 06:59 h e a Figura 4-(b), o gráfico apenas com os máximos e mínimos.

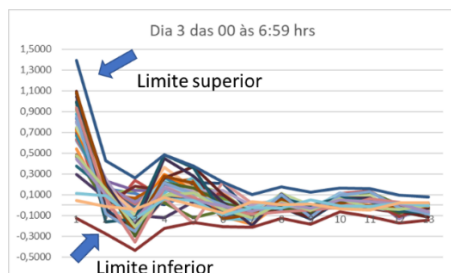


FIGURA 4 – (a) Todas as amostras

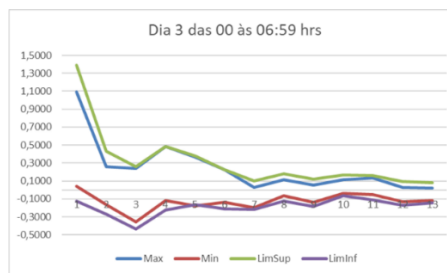


FIGURA 4 - (b) Apenas máximo e mínimo

Análise dos indicadores de tensão

São 33 indicadores de tensão por fase: indicadores de distorção individual, distorção total, harmônicos pares e ímpares, harmônicos múltiplos de 3. Após a aplicação da técnica PCA com índice de correlação maior que 90%, são treze Componentes Principais (CP) a serem analisados. Nos dezesseis períodos analisados não há indicio de degradação baseado no ID_SuplInf de avaliação dos limites.

Análise dos indicadores de corrente

São 33 indicadores de corrente por fase: indicadores de distorção individual, distorção total, harmônicos pares e ímpares, harmônicos múltiplos de 3. Aplicando PCA com índice de correlação maior que 90%, são 18 CPs a serem analisados. Como a tensão é regulada, os indicadores de tensão apresentam maior correlação entre eles, o que não acontece com os indicadores de corrente conduzindo a um maior número de componentes principais. Nesse caso apenas dois períodos apresentam CPs com ID_SuplInf com valores fora dos limites. Não é significativo para uma conclusão.

Análise dos indicadores Wavelet

São 20 indicadores de Wavelet calculando para cada fase os indicadores de Energia do sinal, Energia do coeficiente de detalhe, Relação de energia, incluindo também os indicadores correspondentes para a corrente de neutro. Aplicando PCA com índice de correlação maior que 90%, são cinco CPs a serem analisados.

Nessa análise são 4 períodos onde todos os CPs tem ID_SuplInf fora de controle, em períodos consecutivos das 12:00 do dia 2 às 06:59 do dia 3, e no período onde a ocorrência “ponto quente” foi solucionada. Esse cenário é mostrado nas Figuras 5.

É um resultado promissor, mas baseado em apenas uma ocorrência. A análise tempo-frequência da transformada Wavelet foi usada na detecção de falhas insipientes em [4], monitorando os indicadores de tensão, corrente e corrente de neutro. A diferença da análise Wavelet em relação a tensão e corrente é a inclusão de um indicador para a corrente de neutro.

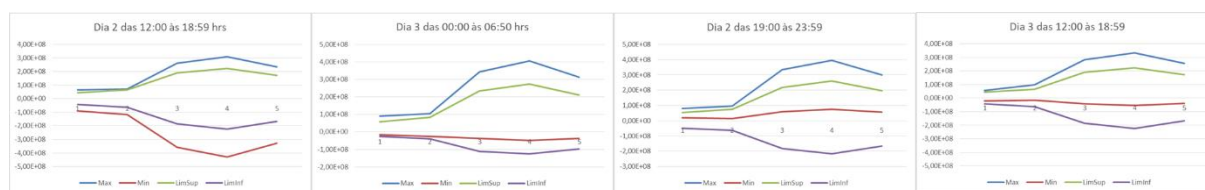


FIGURA 5 –(a)

FIGURA 5 - (b)

FIGURA 5 – (c)

FIGURA 5 – (d)

FIGURA 5 – ID_SuplInf para os CPs Wavelet

Nesse ponto cabe a observação feita no passo 4: “um ID é capaz de representar a degradação de um fenômeno sob um determinado ângulo”. O ID_SuplInf analisa o fenômeno com foco na variação do CP. Já o ID_Cronos, analisa a evolução do CP no tempo.

A análise dos CPs dos dias 2, 3 e 4 usando o ID_Cronos (ver Figura 6) mostra que no dia 4, após a correção da ocorrência “ponto quente”, os valores de máximo e mínimo dos CPs estão dentro dos limites, diferentemente dos dias 2 e 3

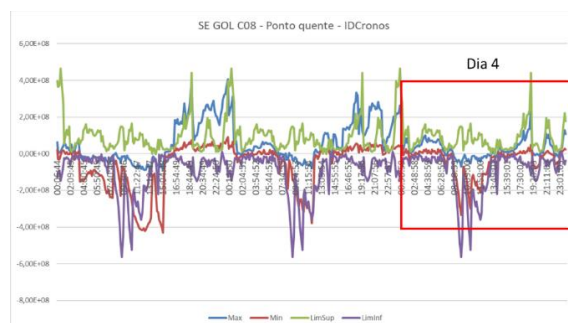


FIGURA 6 – ID_Cronos para a ocorrência “ponto quente”

5.2 Análise de ocorrência de “condutor da MT partido”

Na SE Xavante, XAV, alimentador C02 houve uma ocorrência de “condutor MT partido” no dia 4/10/2016, entre 04:45 e 07:50, quando foi corrigido o problema. A análise abrangerá, além do dia 4, os dias 3 e 5, ou seja, antes e depois do registro. Os limites superior e inferior são calculados para os períodos do dia 5, ou seja, após a correção da ocorrência.

Os indicadores de corrente e tensão não são os mesmos das análises anteriores, mas a análise segue os mesmos passos executados na análise de ocorrência da Seção 4, ponto quente. No passo 1 da metodologia proposta, deve-se agrupar os indicadores 108 indicadores de corrente e tensão para cada fase, segundo critério de afinidade das medidas: indicadores de tensão (54), de corrente (54). Serão feitas três análises, uma para cada um dos agrupamentos com granularidade (passo 3) definida por período: 00 às 6:59 h, 07 às 11:59 h, 12 às 18:59 h e 19 às 11:59 h.

Análise dos indicadores de tensão

Baseado na Transformada de Fourier Rápida (*Fast Fourier Transform*), calcula-se para cada fase dos 56 indicadores de tensão: dezessete harmônicos e a distorção harmônica. A aplicação da técnica PCA com índice de correlação maior que 90% reduz para 18 Componentes Principais (CP), que devem ser analisados. Nos períodos analisados não há indício de degradação baseado no ID_SupInf de avaliação dos limites.

Análise dos indicadores de corrente

Da mesma forma que para os indicadores de tensão, baseado na Transformada de Fourier Rápida, calcula-se para cada fase dos 54 indicadores de corrente: dezessete harmônicos e a distorção harmônica total. A aplicação da técnica PCA com índice de correlação maior que 90% reduz para 34 (trinta e quatro) Componentes Principais (CP), que devem ser analisados.

Nos períodos analisados não há indício de degradação baseado no ID_SupInf de avaliação dos limites. Os mesmos 34 CPs são usando para avaliação do ID_Cronos

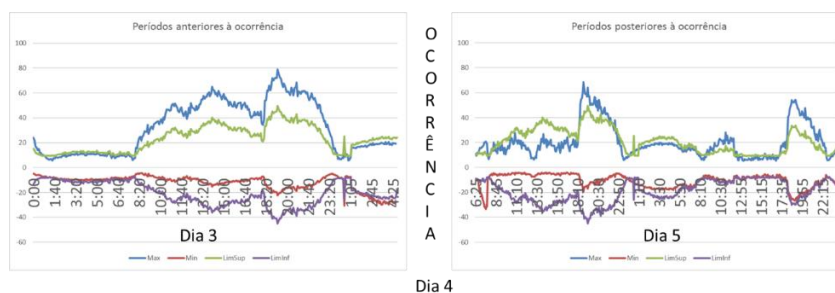


FIGURA 7 – ID_Cronos

A Figura 7 mostra a evolução cronológica do ID_Cronos para os períodos anteriores e posteriores à ocorrência para os períodos indicados na Tabela 2.

Nota-se que a partir das 09:00 horas aproximadamente, há pelo menos um CP fora do limite, fenômeno que permanece até a correção do problema registrado como “condutor MT partido”. Sanado o problema, os CPs passam a ficar dentro dos limites de controle. Nesse caso específico, seria possível alertar uma possível degradação do sistema com cerca de 18 horas de antecedência.

TABELA 2 – Análise qualitativa

Período	Observação
Dia 3, período das 08:20 às 18:20	Totalmente fora de controle
Dia 3, período das 18:20 às 00:00	Totalmente fora de controle
Dia 4, período das 8:20 às 18:20	Majoritariamente sob controle
Dia 4, período das 18:20 às 00:00	Majoritariamente sob controle
Dia 5, período das 8:20 às 18:20	Majoritariamente sob controle
Dia 5, período das 18:20 às 00:00	Totalmente fora de controle

6.0 - CONCLUSÃO

O presente artigo é uma continuação das pesquisas reportadas em (1) com o objetivo prever possíveis falhas incipientes analisando os indicadores em conjunto. São agrupados por tensão, corrente e indicadores Wavelet. Utiliza a técnica de Análise dos Componentes Principais para reduzir o número de componentes a serem analisados suprimindo aqueles que apresentam alta correlação, mas captando mais que 90% da variância dos indicadores.

A aplicação da metodologia proposta na predição de distúrbios como “ponto quente” e “condutor partido” mostra o potencial desse tipo de abordagem. Para ser validada, seria necessária a avaliação da porcentagem de acerto, o que só se torna possível com uma significativa base de dados de ocorrências.

7.0 - REFERÊNCIAS

- (1) Adorni, C. Y. K. O.; Passos, L. F. N.; Machado, B. B.; Murari, C. A. F.; Junior, M. A. M, Modelo de um sistema preditivo de ocorrência de falta, XXIV Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica – SNPTEE, 2017.
- (2) Castello, P.; Ferrari, P.; Flammini, A. Muscas, C. Rinaldi, S. New IED with PMU functionalities for electrical substations. IEEE Trans. on Instruments and Measurement, 62 (12), pp. 3209-3217, 2013.
- (3) Fereidunian, A.; Lesani, H.; Lucas, C.; Lehtonen, M. A framework for implementation of adaptative autonomy for intelligent electronic devices. Journal of Applied Sciences, 8 (20), pp. 3721-3726, 2008.
- (4) Andresen, C.A; Torsaeter, B. N.; Haugdal, H.; Uhlen, K. Fault Detection and Prediction in Smart Grids. IEEE 9th International Workshop on Applied Measurements for Power Systems, 2018.
- (5) Kim, C.J; Seung-Jae L., Sang-Hee K. Evaluation of Feeder Monitoring Parameters for Incipient Fault Detection Using Laplace Trend Statistic, IEEE Transactions on Industry Applications, vol. 40, no. 6, Nov/Dec 2004.
- (6) Mousavi, M.J., Butler-Purry, K.L. Detecting Incipient Faults via Numerical Modeling and Statistical Change Detection; IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 25, No. 3, July 2010, pp. 1275-1283.
- (7) Butler, K. L. An Expert System Based Framework for an Incipient Failure Detection and Predictive Maintenance System; International Conference on Intelligent Systems Applications to Power Systems, ISAP '96; 28 Jan-2 Feb 1996; pp. 321 – 326; Orlando, FL, USA.
- (8) Duntelman G., Principal Components Analysis, SAGE Univ. Paper 69, 1989.

8.0 - DADOS BIOGRÁFICOS



Cristina Yuri Konatu Obata Adorni

Nascida em Campinas, SP em 1965.

Graduada em Análise de Sistemas pela PUC-Campinas, 1987.

Técnica em Processamento de Dados pelo Colégio Técnico da UNICAMP (COTUCA), 1982.

Empresa: FITec Inovações Tecnológicas, desde 2000.

Consultora em Engenharia de Sistemas atuando na especificação de requisitos de sistemas, análise de dados para identificação de indicadores, mineração de dados, modelagem para sistemas de otimização e validação de sistemas.

Jorge Moreira de Souza

Nascido no Rio de Janeiro, RJ em 1948

Doutor em Informática (81) pelo Instituto Nacional Politécnico de Toulouse, França, Mestre (75) e Bacharel (71) em Engenharia Elétrica na PUC-RIO.

As principais áreas de interesse são Inteligência Computacional, Modelos Estatísticos, Engenharia de Tráfego e Análise de Confiabilidade de Sistemas. Trabalha atualmente na FITec onde desenvolve trabalhos de análise e modelagem da informação em Banco de Dados usando mineração de dados e algoritmos aplicados à inteligência computacional.



Giovanni Moura de Holanda

Nascido João Pessoa, PB em 1961

Mestre em Engenharia Elétrica (eletrônica e comunicações) pela UNICAMP e graduado em Engenharia Elétrica pela UFPB. Há mais de 30 anos vem atuando em pesquisas e consultorias na área de tecnologias digitais e projetos de inovação. Trabalhou no CPqD - Centro de Pesquisa e Desenvolvimento em Telecomunicações, onde coordenou e executou atividades de pesquisa, consultorias para o Ministério das Comunicações, Anatel, CEPAL e empresas de telecom. Foi pesquisador bolsista de capacitação institucional nível DA (CNPq), desenvolvendo atividades no Centro de Tecnologia da Informação Renato Archer - CTI em avaliação de projetos e políticas de P&D e inovação em tecnologias digitais. Atualmente é cientista de dados na FITec – Fundação para Inovações Tecnológicas, em Campinas - SP. Suas áreas de interesse incluem: P&D, metodologias de análise, ciência de dados, modelagem e avaliação dos impactos da tecnologia.



Marcos Vanine Portilho de Nader

Nascido em Volta Redonda, RJ em 1954

Graduado em Ciência da Computação pela Universidade Estadual de Campinas (1978), concluiu pós-graduação lato-sensu em Gestão Empresarial pela Fundação Getúlio Vargas (2001) e mestrado em Engenharia Elétrica modalidade Engenharia da Computação pela Universidade Estadual de Campinas (2006).

Empresa: FITec Inovações Tecnológicas.

Consultor em Desenvolvimento de Negócios atuando no desenvolvimento de novas soluções para projetos de P&D com foco em tecnologias inovadoras com foco principal em Aprendizado da Máquina (Machine Learning).