



GRUPO DE ESTUDO DE OPERAÇÃO DE SISTEMAS ELÉTRICOS - GOP

SISTEMA DE MINERAÇÃO DE REGRAS ASSOCIADAS A FALHAS EM SUBESTAÇÕES DE ENERGIA ELÉTRICA

**VICTOR NAVARRO ARAÚJO LEMOS DA SILVA(1); RICARDO LINDEN(1); ALBERTO ARKADER KOPILER(1); ANGELO ANDELNYR SAMPAIO ALVES(2); JOÃO SILVERIO DOURADO PEREIRA(2); LEVI CIRQUEIRA SANTOS JUNIOR(2); PAULO ROBERTO ASSUMPÇÃO DE SOUZA(2)
CENTRO DE PESQUISAS DE ENERGIA ELETRICA CEPEL (1); FURNAS-CENTRAIS ELETRICAS S.A.(2)**

RESUMO

Este artigo apresenta uma plataforma para a obtenção de regras diagnósticas a partir do histórico de alarmes. Os dados históricos são limpos e processados e posteriormente entregues a dois programas. O primeiro software analisa as cestas de alarmes e o segundo processa regras de coocorrência de alarmes, definidas por um algoritmo de mineração de dados, para o sistema lidar com alarmes faltantes. Os softwares foram usados e suas regras comparadas e enriquecidas com informações de falhas registradas anteriormente e os resultados obtidos indicam que os softwares auxiliam a criação de diagnósticos e contribuem para uma solução mais rápida no processo de inserção de conhecimento humano.

PALAVRAS-CHAVE

Mineração de Dados, FPGrowth, Processamento de Alarmes, Diagnóstico de Falhas, Sistemas de Supervisão e Controle

1.0 - INTRODUÇÃO

O crescente aumento da complexidade na construção, manutenção e controle dos sistemas elétricos de potência criou diversas dificuldades para se alcançar os requisitos necessários de eficiência, disponibilidade e confiabilidade estabelecidos pelas autoridades e pelos padrões de serviço. A profusão de tarefas tão complexas, quer no planejamento, supervisão, controle, operação ou administração dos sistemas de potência, exigem uma sistematização através de ferramentas computacionais cada vez mais poderosas.

Esta evolução acarretou na geração de um enorme volume de dados, sendo que o desafio atual é transformar esta avalanche de dados em informações úteis ao processo de decisão. Os dados, na forma em que estão armazenados, não representam conhecimento, mas se analisados e manipulados por técnicas de Mineração de Dados, podem ser extraídas informações úteis que talvez não fossem possíveis de se obter através de técnicas estatísticas e outras ferramentas analíticas tradicionais.

Atualmente, os operadores são responsáveis pelo monitoramento de um número crescente de equipamentos, precisando diagnosticar suas falhas em uma situação de estresse, com precisão de forma a recompor o sistema elétrico o mais rapidamente possível para evitar multas impostas pelas agências reguladoras. Esta situação pode ser agravada quando ocorrem "inundações" de mensagens de alarmes, o que requer seu tratamento de forma a aumentar a consciência situacional do operador (1) (2).

Ao mesmo tempo, existe uma enorme fonte de dados disponível que consiste nas bases de dados de histórico de alarmes de falhas passadas. Se minerados devidamente, estas fontes podem fornecer conhecimento para analisar e diagnosticar falhas futuras do sistema elétrico.

O propósito deste projeto, em desenvolvimento pelo Cepel e Eletrobras Furnas, consiste exatamente em realizar esta mineração no histórico de alarmes, para auxiliar no processo de análise de alarmes, acelerando-o e simplificando-o para os operadores. Com isso, prevê-se o aumento da consciência situacional por parte dos operadores e engenheiros, com o consequente ganho de eficiência e eficácia, resultando em uma possível diminuição de custos e de penalidades relativas a falhas do sistema elétrico.

Assim, a proposta deste trabalho é analisar os eventos historiados para definir regras inteligentes que permitam a apresentação mais concisa e objetiva de alarmes ao operador, além de diagnósticos das falhas envolvidas. Para isto, será desenvolvido um sistema que utiliza técnicas de mineração de regras aplicadas às bases históricas de alarmes para obter, de forma automática, regras que possam ser combinadas com o conhecimento humano de forma a diagnosticar as principais ocorrências, melhorando o tempo de resposta dos operadores, sua consciência situacional e consequentemente a qualidade do serviço prestado. Além disso, serão analisadas as coocorrências de alarmes de forma a obter conjuntos que permitam ao sistema lidar com situações de perdas de alarmes, que são eventuais no ambiente de tempo real.

2.0 - MINERAÇÃO DE DADOS

A Mineração de Dados ou Data Mining pode ser definida como parte da ciência da computação responsável por identificar padrões (informação) escondidos em uma grande quantidade de dados (Big Data), frequentemente dispersos em diferentes fontes, com o intuito de gerar conhecimento.

Para agravar o problema da descoberta, os dados reais são imperfeitos, podendo faltar ou estar corrompidos. Por conseguinte, é importante realizar a limpeza e o tratamento prévio antes do processamento.

Portanto, a Mineração de Dados é o processo de extração, a partir dos dados, de informação implícita, muitas vezes desconhecida, e potencialmente útil (3). A ideia é desenvolver programas de computador que automaticamente explorem conjuntos de dados, em busca de regularidades ou padrões. Uma vez encontrados padrões fortes, estes podem ser generalizados para fazer previsões precisas em novos dados coletados. Entretanto, padrões fracos ou desinteressantes podem ser encontrados, além de existirem dados espúrios ou particulares em um determinado conjunto de dados. Assim sendo, é necessário que os algoritmos sejam robustos para lidar com dados imperfeitos, extraindo padrões muitas vezes inexatos, mas úteis.

Um ponto importante é que o processo de Mineração de Dados, devido exatamente aos problemas e imperfeições existentes na maioria das fontes de dados, não pode ser totalmente automatizado. Usualmente, é preciso de uma sequência de fases (4) que estão expressas na figura 1, e que requerem, em sua grande maioria, a intervenção de um especialista humano, capaz de ajustar cada detalhe do processo como um todo.

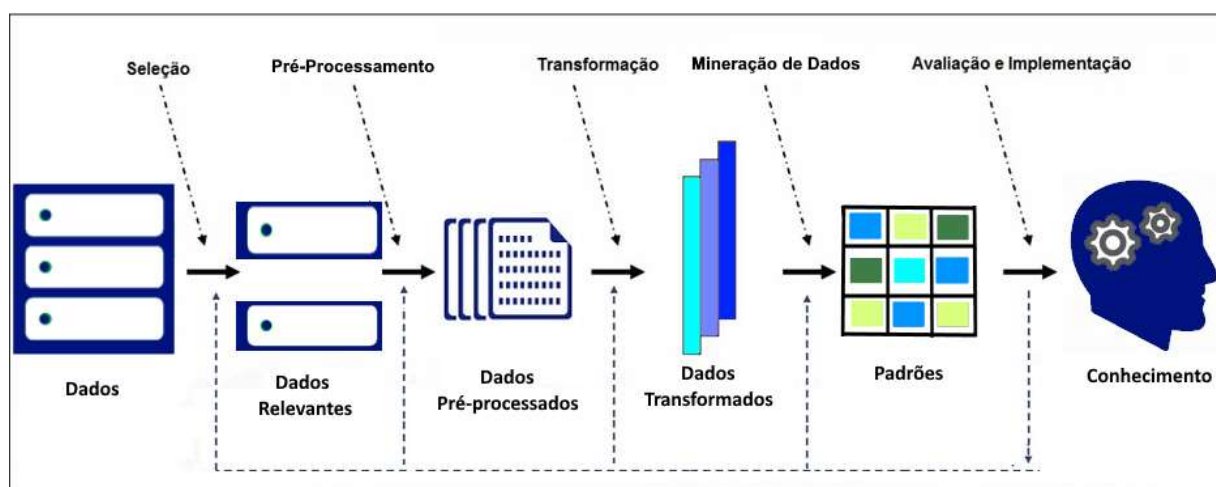


Figura 1 - Etapas do processo de mineração de dados

Mas deve-se entender que o conhecimento não é estático, pois a maioria dos processos evolui com o tempo. Desta forma, deve-se pensar na Mineração de Dados como um processo cíclico e contínuo em que a mineração deve ser reiniciada para a revalidação do conhecimento obtido em rodadas prévias de mineração.

3.0 - APLICAÇÃO EM FURNAS

Furnas utiliza para supervisionar suas subestações o sistema SAGE SCADA (5). O escopo para iniciar o tratamento e a mineração de dados foi escolher por qual subestação começar, para depois pensar em uma generalização dos processos desenvolvidos. Para tanto foram utilizados critérios como tipo de assistência (teleassistida ou não), existência de grande volume de dados históricos, horizonte longínquo de alarmes disponíveis (histórico) e quantidade de funções de transmissão (não trivialidade). Em função desses critérios a subestação de Adrianópolis acabou sendo escolhida para a implementação do protótipo do sistema para

mineração de dados com objetivo de, a partir de *logs* de alarmes e eventos históricos, associar a um conjunto de pontos analógicos e digitais e suas respectivas ocorrências no tempo, os diagnósticos das falhas.

As atividades necessárias para criação da base de conhecimento inicial deste sistema podem ser resumidas na figura abaixo.

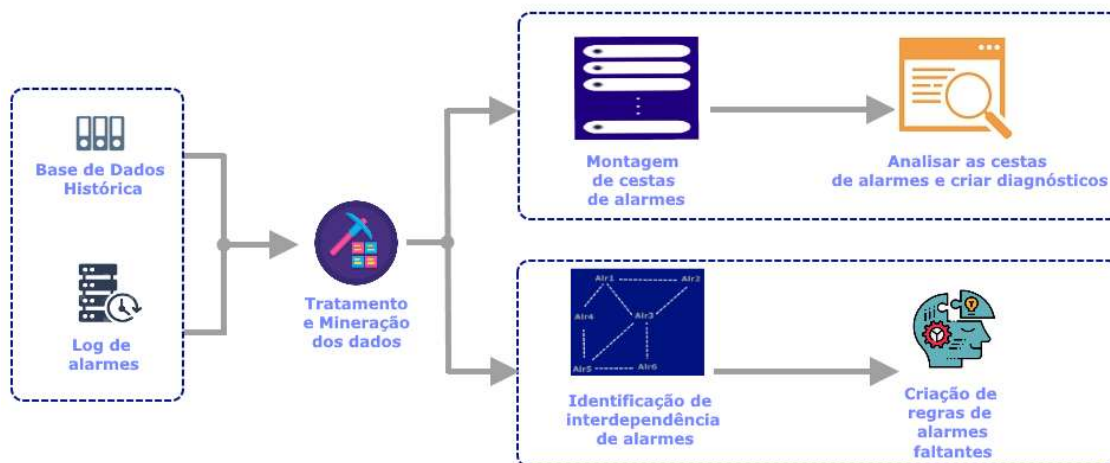


Figura 2 – Atividades para criação da base de conhecimento

Primeiramente, para o tratamento e mineração dos dados foram realizadas as seguintes etapas:

- Análise dos *logs* de alarmes da subestação de Adrianópolis escolhida por Furnas;
- Preparação do histórico de alarmes;
- Desenvolvimento do programa de agrupamento de alarmes.

Para iniciar os trabalhos, Furnas forneceu o diagrama unifilar da subestação de Adrianópolis e os *logs* de alarmes e eventos do período de janeiro de 2016 a dezembro de 2020. Foram processados 1810 arquivos de *logs* contendo cerca de dois milhões e quinhentas mil ocorrências. A frequência de ocorrência de alarmes, durante todo este período, poder ser vista na figura abaixo, onde se notam picos representando a inundação de alarmes.

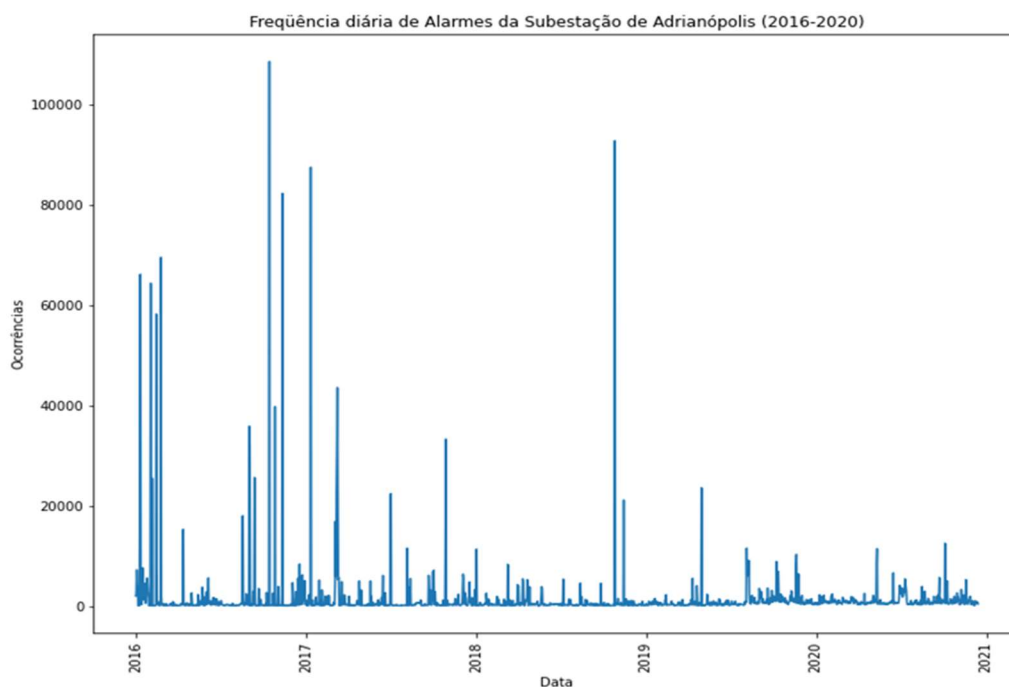


Figura 3 - Distribuição das Ocorrências

O processamento para a limpeza e agrupamento dos alarmes em cestas foi feito seguindo uma *pipeline* desenvolvida em Python:

- Concatenação dos arquivos de *log* em um único arquivo;
- Montagem de arquivo contendo transações: data, hora, identificação do equipamento e identificação da ocorrência;
- Filtragem das transações da subestação de Adrianópolis, eliminando-se ocorrências não relevantes, como marcações de horário, ligações operacionais, ocorrências meramente informativas e outras;
- Concatenação da identificação do equipamento com a identificação da ocorrência;
- Tratamento de compactação de transações repetitivas, para eliminação de alarmes causados por equipamentos defeituosos que geram alarmes repetidos sem significância para o processo de obtenção de conhecimento;
- Montagem de cestas a partir de intervalos configuráveis (Ex:30 em 30 segundos).

O objetivo desta etapa foi organizar as transações correspondentes às ocorrências de eventos e alarmes em cestas agrupadas, analogamente a cestas montadas com itens em supermercados. Os itens são o identificador do equipamento concatenado à sua ocorrência, mantendo-se a ordem dos itens da cesta, pois a sequência da ocorrência é relevante no diagnóstico das falhas, podendo ajudar inclusive em processos de determinação de causa-raiz.

A seguir, estes dois softwares serão descritos com maiores detalhes.

3.1 Análise das Cestas de Alarmes e Criação de Diagnósticos

Este software foi concebido para tratamento de cestas, baseadas nas quais podemos criar regras de diagnóstico. O objetivo é criar uma interface gráfica e amigável que permita aos operadores e engenheiros analisar as ocorrências retiradas das bases e oferecer diagnósticos para os mesmos, em uma linguagem que seja útil e direta para os operadores que terão que analisar os alarmes.

O programa oferece um *pipeline* em três passos, todos eles podem ser supervisionados pelo operador humano. O primeiro passo consiste em eliminar repetições, facilitando a identificação de conjuntos de cestas idênticas de forma que o operador possa registrar o diagnóstico uma única vez.

O segundo passo consiste em permitir o tratamento de subconjuntos. O programa permite que se eliminem os subconjuntos ou superconjuntos, dependendo do entendimento da equipe especializada. Os superconjuntos podem ser eliminados se for entendido que o menor conjunto é a informação núcleo, sendo suficiente para a obtenção do diagnóstico. Por outro lado, podem ser eliminados os subconjuntos caso o especialista entenda que a informação necessária é aquela do conjunto maior, sendo o subconjunto causado pela perda ou ausência de alarmes.

O último passo consiste em analisar os conjuntos que tenham interseção entre eles. As diferenças existentes podem ser decorrentes de alarmes espúrios ou simplesmente de alarmes que não têm relevância maior para o processo de diagnóstico. Assim, dois conjuntos que têm um núcleo comum podem ser mesclados de forma a gerar apenas o diagnóstico que é relevante para o operador de tempo real.

Além disso, o software permite que o usuário inclua, exclua ou edite um novo alarme dentro de uma cesta, copie o diagnóstico de uma cesta para outra e para facilitar a busca de alguma informação relevante, este software possibilita que seja feita uma procura por qualquer texto existente dentro de uma cesta.

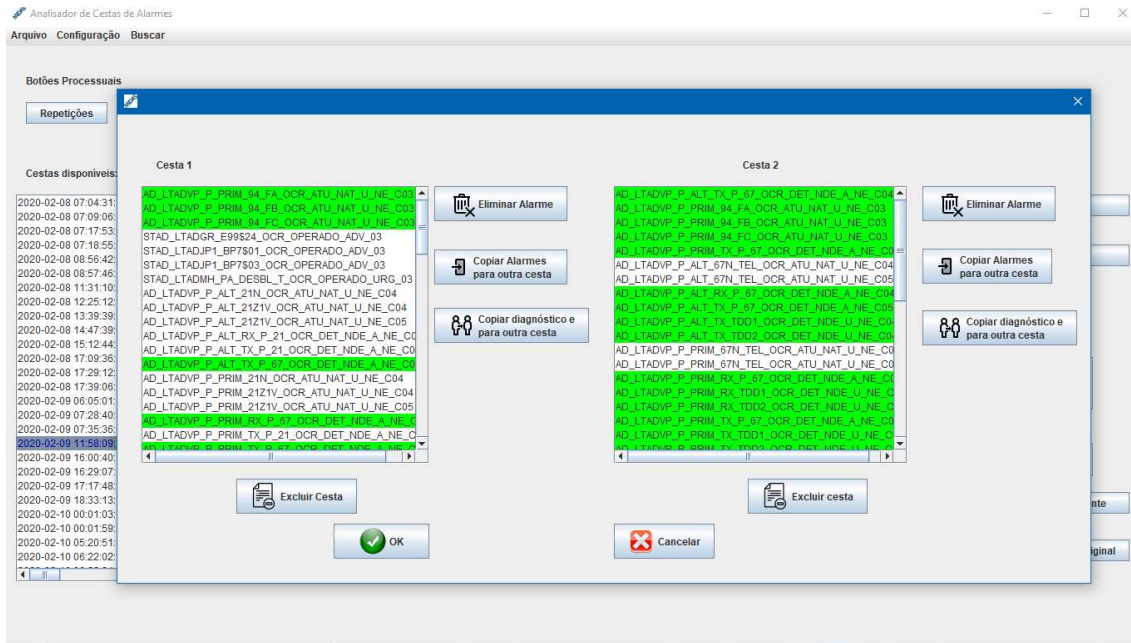


Figura 4 – Software de Análise de Cestas e Criação de Diagnósticos

A figura exemplifica o tratamento manual dos conjuntos com interseção (marcados em verde). Pode-se ver que nenhuma cesta é subconjunto da outra e o software permite que o operador/engenheiro analise as duas, acerte-as ou elimine-as, conforme seja conveniente. Note-se que este processo pode ser feito automaticamente também, seguindo regras de acordo com a quantidade de alarmes e a percentagem de interseção em cada cesta.

O programa por ter sido desenvolvido na linguagem Java, é uma ferramenta multiplataforma, podendo ser executado em qualquer máquina que possua uma implementação da Java Virtual Machine, o que inclui ambiente Windows, Linux e Solaris, e facilita a sua edição no ambiente que o usuário desejar.

3.2 Criação de Regras de Alarmes Faltantes

A montagem destas cestas também permitiu a criação de um programa para geração automática de regras de associação. Neste trabalho, foi utilizado o algoritmo FPGrowth (6) (7) pela sua capacidade de mineração de grande porte com poucas passagens pelo banco de dados, que o torna muito mais veloz que os algoritmos tradicionais, como o Apriori. Estes algoritmos permitirão também o tratamento de alarmes faltantes.

O algoritmo FPGrowth (*Frequent Pattern Growth*, ou Crescimento de Padrões Frequentes) é uma melhoria do algoritmo clássico de mineração de dados Apriori, que foi criado em 1994 com o objetivo de encontrar regras de associação frequentes em bancos de dados relacionais. Assim como seu software “inspirador”, o FPGrowth serve para minerar itens frequentes e descobrir regras de associação relevantes. Fazendo analogia com o carrinho de compras de um supermercado, seria analisar os itens comprados com frequência no histórico do consumidor, de forma tal a recomendar um item “faltante”, ou seja, que frequentemente é comprado junto com os outros da cesta de compras, mas que foi “esquecido” na prateleira no “tempo real” da compra. As regras de associação é que fazem a ligação do conjunto de itens que frequentemente são comprados juntos a um outro item relevante.

Ao contrário do Apriori, que faz múltiplas passagens por todo o banco de dados, o FPGrowth só realiza duas passagens. A primeira para contar o número de ocorrências de cada item e a segunda para construir uma árvore a partir dos “carrinhos de compras” ordenados pelo número de ocorrências encontrado no passo anterior. A cada carrinho, uma árvore é ampliada, fazendo crescer um novo ramo (daí o nome *Growth*) ou atualizando o ramo existente. Uma vez montada a árvore, temos os caminhos para cada item e podemos extrair os conjuntos mais frequentes que o precedem.

Desta forma, foi desenvolvido um programa em Python que aplica o algoritmo FPGrowth à extração de regras de associação para itens frequentes. As regras de associação possibilitarão a descoberta de alarmes faltantes, ou seja, em futuras cestas montadas com alarmes em tempo real, poderão ser inferidos diagnósticos mesmo em situações de falhas de comunicação ou de falta de um ou mais alarmes, oferecendo-se a informação de perda de precisão associada.

Foi executado o algoritmo FPGrowth com SUPORTE minSupRatio=0.01 e CONFIANÇA minConf=0.5, obtendo-se 181 Itens frequentes (idEqpto + idOcorrência) e 1000 Regras de Associação. Já para o algoritmo FPGrowth com

SUPORTE menor ($\text{minSupRatio}=0.005$) e mesma CONFIANÇA ($\text{minConf}=0.5$), obteve-se 848 itens frequentes ($\text{idEqpto} + \text{idOcorrência}$) e 13.603 Regras de Associação. Nestas definições, entende-se que SUPORTE consiste na “popularidade” do item (número de repetições, em termos percentuais) e CONFIANÇA ($x \rightarrow y$) dá a probabilidade de dado que você adquiriu o item x , também adquirir o item y .

Um exemplo de uma regra de associação pode ser visto na figura abaixo:

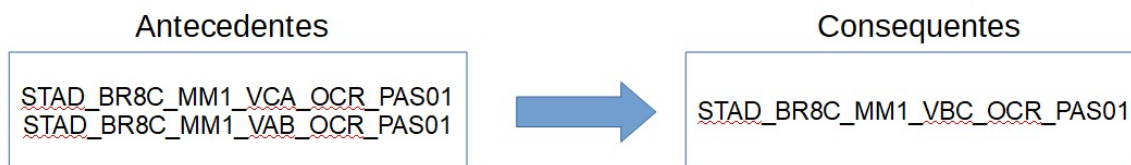


Figura 5: Exemplo de regra de associação minerada dentro da base histórica de alarmes

Esta regra poderia ser traduzida como toda vez que os alarmes 'STAD_BR8C_MM1_VCA_OCR_PAS01' e 'STAD_BR8C_MM1_VAB_OCR_PAS01' acontecerem, também deve ocorrer o alarme 'STAD_BR8C_MM1_VBC_OCR_PAS01'. Este exemplo é interessante, pois mostra que alarmes de quedas de tensão costumam ocorrer de forma conjunta e podemos pressupor que se o alarme de uma fase não apareceu, houve uma perda do mesmo, por falha de sensoramento ou de comunicação.

Com base nestes dados minerados, foi desenvolvido um software com o intuito de facilitar a edição e criação de regras de alarmes faltantes, permitindo a avaliação por operadores e a introdução de conhecimento dos especialistas.

O programa hoje trabalha com dois passos fundamentais. O primeiro consiste em eliminar os conjuntos que contenham alarmes opostos. Isto corresponde à situação em que um disjuntor abre e depois fecha. Isso é um processo natural dos sistemas elétricos e não tem significância para o processo de análise. Por conseguinte, estas determinações são excluídas do processo de inferência.

O segundo passo consiste na unificação de cestas similares. É importante entender que, dada a natureza do algoritmo FPGrowth, se os alarmes A e B implicam na existência do alarme C, usualmente nós receberemos uma explosão combinatória de conjuntos, como A implica em C, B implica em C e até mesmo C implica em A e B. Isto decorre da não direcionalidade da análise e, por conseguinte, gera um conjunto de regras grande demais que pode dificultar a análise por parte dos especialistas e o desempenho computacional do sistema. Isto é ainda mais comum no algoritmo Apriori, pois o FPGrowth ainda limita um pouco este efeito pela existência de caminhos dentro da árvore.

Assim, está sendo desenvolvido um algoritmo próprio de análise de conjuntos comuns, de forma a eliminar esta explosão combinatória e garantir um conjunto de regras de inferência enxuto e eficiente para uso e avaliação dos especialistas que analisarão as regras usadas.

Para facilitar a sua edição no ambiente que o usuário desejar, ele também foi implementado na linguagem Java, podendo ser executado em qualquer máquina que possua uma implementação da Java Virtual Machine.

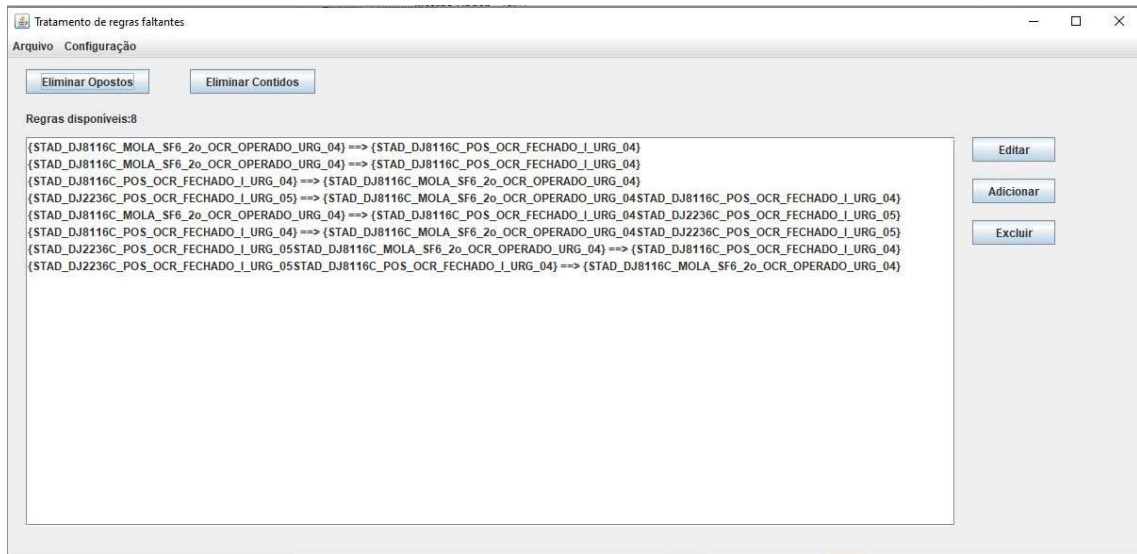


Figura 6 – Software de Criação de Regras de Alarmes Faltantes

4.0 - CASOS DE USO

O processo de geração de diagnósticos a partir das cestas de alarmes, tratados como descrito nos tópicos anteriores do presente artigo, constituiu-se num importante aprendizado para o grupo de especialistas de Furnas, que participaram do trabalho.

Uma vez que técnicos, engenheiros e operadores atuam em momentos diferentes, nos processos de operação em tempo real e manutenção de uma instalação sob concessão, uma mesma ocorrência é vivenciada também de forma diferente, porém com uma forte correlação intrínseca entre os diversos acontecimentos que compõem uma perturbação no Sistema Interligado.

Contemplar cada perturbação sob a ótica *data driven* e constatar os efeitos causados pelas decisões e ações desenvolvidas durante a etapa de restabelecimento e intervenções desenvolvidas pelas equipes de manutenção e operação, foi bastante enriquecedor e evidenciou a importância da participação de especialistas nesta etapa do projeto.

Inicialmente tendo como base apenas as vivências da equipe participante ficaram evidentes que o Software de Análise de Cestas e Criação de Diagnósticos, facilitava a identificação de cestas de alarmes que reuniam informações relativas às perturbações na subestação utilizada como piloto do projeto. Contando com um universo inicial de 2300 cestas de alarmes, obtido a partir do histórico de alarmes do ano de 2020, foi possível remover cestas que apresentavam conteúdo idêntico, através do emprego da funcionalidade específica da aplicação de análise, reduzindo este conjunto para apenas 1030 cestas sem repetições.

Outro recurso, do Software de Análise de Cestas e Criação de Diagnósticos, que se mostrou bastante útil, é aquele que permite a identificação de cestas que possuam parte dos alarmes existentes em outras (as interseções) ou a totalidade de outra cesta (os subconjuntos). Dependendo do caso, as cestas foram editadas, unidas ou suprimidas, levando-se em conta o contexto encontrado.

Alguns exemplos do emprego do recurso de localização de subconjuntos e interseções são:

- A localização e erradicação de alarmes espúrios;
- Alarmes ocasionados pelo desligamento de equipamentos por intervenção humana;
- A localização de cestas com alarmes relacionados com a ativação do SAGE.

Foi possível perceber que em alguns casos uma ocorrência estava dividida em duas ou mais cestas de alarmes, e nestes casos foi possível unir estas cestas. Esta divisão ocorria devido ao uso de intervalos fixos para a determinação dos conjuntos e a facilidade foi necessária para eliminar eventuais separações devido ao intervalo arbitrário. Note-se que qualquer intervalo razoável poderia gerar o mesmo efeito, e aumentá-lo não resolve o problema, pois passa a unir cestas distintas, que precisarão ser separadas.

A equipe envolvida na prova de conceito, em função do número de cestas a serem analisadas unitariamente, sugeriu aos desenvolvedores do CEPEL modificações na forma da exibição e da localização de metadados nas

cestas de alarmes. Estas facilidades permitem que o usuário analise de forma mais eficaz cada alarme, além de encontrar cestas com conteúdos similares, ajudando o profissional a elaborar seus diagnósticos.

Com o objetivo de melhorar a precisão da identificação das ocorrências e acelerar o processo de formação de diagnósticos, utilizou-se como fonte primária de dados a lista de pontos de alarmes que são distribuídos ao ONS. Considerando que os pontos de alarmes que estão presentes nesta lista constituem o universo de eventos relacionados a ocorrências críticas para o Sistema Elétrico, foi possível segregar as cestas de alarmes que provavelmente estariam relacionadas com uma ocorrência real e relevante na Subestação de Adrianópolis, instalação utilizada no ensaio. Nesta altura do trabalho, foram identificadas 77 cestas que continham pelo menos um alarme relevante na sua composição.

Em momento posterior, empregando-se técnicas de mineração de dados em textos, implementadas em Python, buscou-se obter os diagnósticos das atuações das proteções a partir do conjunto de relatórios semanais de perturbações no Sistema Furnas. Ao estabelecer a correlação dos diagnósticos com as cestas de alarmes foi possível identificar, com precisão, quais os detalhes relacionados com 68 ocorrências diversas, dentre as 77 acima descritas. Tais diagnósticos foram identificados empregando a terminologia técnica que melhor comunica seu significado ao operador, uma vez que este será o cliente imediato da informação produzida pelo tratamento dos alarmes em tempo real.

Exemplo:

Ocorrência: Abertura do disjuntor da linha Adrianópolis / Magé, circuito 2 por atuação de proteção de distância primária e alternada para a fase C,

Diagnóstico: LIADMG2 21 PS Z1 FASE C

Ocorrência: Abertura do disjuntor da linha Adrianópolis / Itutinga, circuito 2 por atuação da proteção de sobrecorrente direcional de neutro associada ao esquema de Teleproteção,

Diagnóstico: LTADIT2 67N PS TELEPROTEÇÃO

As siglas e mnemônicos utilizados para identificar equipamentos e proteções atuadas são as mesmas utilizadas nas interfaces do supervisão.

5.0 - CONCLUSÕES

A associação de técnicas *data-driven* (orientada a dados) com o conhecimento do especialista humano se mostrou bastante promissora. Todo o processo descrito neste trabalho diminuiu o esforço humano nas partes de obtenção, limpeza e tratamento dos dados.

O desenvolvimento do sistema de mineração de regras criou um arcabouço de conhecimento que simplificou o processo de obtenção de diagnósticos a partir do histórico de alarmes existentes em um sistema SCADA. Obtendo as cestas de alarmes e tratando-as de forma simples e gráfica, eliminamos grande parte do esforço humano na delimitação das falhas a serem analisadas. Desta forma, todo esforço dos especialistas de Furnas pode ser direcionado para a análise e desenvolvimento da base de conhecimento, o que maximiza o resultado obtido.

Ambos os aplicativos (Análise das Cestas de Alarmes/Criação de Diagnósticos e Criação de Regras de Alarmes Faltantes) criaram um ambiente muito mais favorável para o exame e investigação dos diversos acontecimentos que compõem uma perturbação no Sistema Elétrico. Ao automatizar grande parte do processo de obtenção de conhecimento, incluindo as fases de coleta e limpeza de dados, estes aplicativos viabilizaram o processo de integração do conhecimento dos especialistas humanos.

A próxima etapa deste projeto será a identificação de padrões entre todas as falhas identificadas pela equipe de Furnas, transformando-os em uma espécie de *template* que possa ser instanciado em outras situações arquiteturalmente similares àquelas tratadas até aqui. A utilização destes padrões para representar a base de conhecimento permitirá uma simplificação através da reutilização do conhecimento previamente desenvolvido, servindo não só para o problema em questão, mas também como biblioteca para soluções futuras. Posteriormente estes dados serão fornecidos a um sistema integrado ao SAGE cujo objetivo será dar os diagnósticos em tempo real, ajudando os operadores na difícil tarefa de lidar com falhas nos sistemas elétricos.

6.0 - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

(1) Silva, V.N.A.L.; Linden, R.; Ribeiro, G.F.; Pereira, M.F. L.; Santanna, L.P.; Alves, D.; Réos, G.B.; “Aplicação de Processamento Inteligente de Alarmes em tempo real no COT da ELETROSUL”, XIII ERIAC - Encuentro Regional IberoAmericano de CIGRÉ, Maio de 2009, Puerto Iguazu, Argentina.

(2) Liao, Z.; Liu, S.; "Substation Alarm Information Processing Based on Ontology Theory", Proceedings of the 5th International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies (DRPT), Chansha, China, 2015.

(3) Witten, I.W.; Frank, E.; Hall, M. A.; "DATA MINING: Practical Machine Learning Tools and Techniques", Morgan Kaufmann, 2013.

(4) Camilo, C. O.; Silva, J. C. da., "Mineração de dados: Conceitos, Tarefas, Métodos e Ferramentas", Relatório Técnico - UFG, disponível em http://www.portal.inf.ufg.br/sites/default/files/uploads/relatorios-tecnicos/RT-INF_001-09.pdf, Goiás, Brasil, 2009.

(5) Alexandre G. Lages, Luiz C. Lima, "Arquiteturas e Tecnologias para Integração de Informações Corporativas e de Centros de Controle em Empresas de Energia Elétrica", Simpósio de Especialistas em Planejamento da Operação e Expansão Elétrica - XIII SEPOPE, Foz do Iguaçu, Maio de 2014.

(6) Han J, Pei J, Yin Y. Mining frequent patterns without candidate generation. In: Proc. Conf. on the Management of Data (SIGMOD'00, Dallas, TX). ACM Press, New York, NY, USA 2000.

(7) Han J, Pei J, Yin Y, Mao R. Mining frequent patterns without candidate generation: A frequent-pattern tree approach. Data mining and knowledge discovery. 2004;8(1):53–87

7.0 - DADOS BIBLIOGRÁFICOS



Victor Navarro Araújo Lemos da Silva é pesquisador do Centro de Pesquisas de Energia Elétrica (Cepel), trabalhando principalmente no desenvolvimento de aplicações do setor elétrico utilizando técnicas de Inteligência Artificial. Graduado em Engenharia Eletrônica pela Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ-1988), Especialista em Análise e Gerenciamento de Sistemas pela Pontifícia Universidade Católica (PUC-Rio - 1991) e mestre em Engenharia de Sistemas e Computação na área de Inteligência Artificial pela COPPE-UFRJ (1994).

(2) RICARDO LINDEN
É engenheiro de computação formado pela PUC RJ (1995) e mestre (1998) e doutor (2005) na área de Engenharia Elétrica pela COPPE UFRJ.

(3) ALBERTO ARKADER KOPILER
Graduado em Engenharia Eletrônica pela UFRJ (1985), Mestre em Engenharia de Sistemas e Computação pela COPPE/UFRJ na área de Computação Gráfica, Reconhecimento de Padrões e Processamento de Imagens (1990), Doutor em Engenharia de Sistemas e Computação pela COPPE/UFRJ na área de Inteligência Artificial (2010) e estágio de Pós-doutorado na KU Leuven na área de Ciência dos Dados (2014). Atualmente atua como Pesquisador e Gerente de Projetos no departamento de Automação de Sistemas (DAS) do Centro de Pesquisas de Energia Elétrica (CEPEL). Interessa-se por Ciência dos Dados, Mineração dos Dados, Aprendizagem de Máquina e aplicações de inteligência artificial a sistemas elétricos de potência.

(4) ANGELO ANDELNYR SAMPAIO ALVES
Ângelo Andelnyr Sampaio Alves é Formado em Técnico em Eletrotécnica pelo Colégio Metalúrgico Elpidio Evaristo dos Santos em 1984. De 1996 a 1998 atuou como operador na equipe de tempo real na Usina de Angra II em Eletronuclear. De 1998 a 2012 atuou como operador na equipe de tempo real e posteriormente como supervisor na Subestação de São José em Furnas Centrais Elétricas. De 2012 até a presente data compõe a equipe do Departamento de Automação, Supervisão e Controle em Furnas Centrais Elétricas. Atualmente cursa Sistemas de Informação Sociedade de Ensino Superior Estácio.

(5) JOÃO SILVERIO DOURADO PEREIRA
João Silverio Dourado Pereira – Graduou-se em Engenharia Elétrica pela Universidade Federal do Rio de Janeiro – UFRJ em 1999. Pós-Graduado em Engenharia de Produção no Instituto Nacional de Tecnologia – INT em 2002. MBA em Gestão de Negócios do Setor Elétrico no IBMEC em 2020. De 2000 a 2005 trabalhou na Light Serviços de Eletricidade como Engenheiro do Centro de Operação de Distribuição. Desde 2005 trabalha em FURNAS Centrais Elétricas na área de Sistemas de Supervisão e Controle e atualmente é Gerente do Departamento de Automação, Supervisão e Controle.

(6) LEVI CIRQUEIRA SANTOS JUNIOR
 Formou-se em Engenharia Elétrica com ênfase em Eletrônica pela Faculdade de Engenharia de Resende em 2003. Pós-Graduado em Manutenção de Sistemas Elétricos na Universidade Federal de Itajubá – UNIFEI em 2013. Desde 2006 trabalha em FURNAS Centrais Elétricas na área de Sistemas de Supervisão e Controle de Usinas e Subestações. Atualmente é Engenheiro do Departamento de Automação, Supervisão e Controle ligado à Diretoria de Operação e Manutenção da empresa.

(7) PAULO ROBERTO ASSUMPÇÃO DE SOUZA
 Especialização em Análise de Sistemas pela Universidade do Estado do Rio de Janeiro, pós-graduação em Gerência de Redes de Computadores pela Universidade Castelo Branco, graduado em Eletrônica Digital pela Universidade Estácio de Sá e técnico em Eletricidade e Eletrônica pela Escola de Comunicações do Exército. Admitido em FURNAS em 1984, atuou como técnico até 1989 nas áreas Eletroeletrônicas e Sistemas de Controle, como Analista de Sistemas até 1996 no desenvolvimento e manutenção de Sistemas Computacionais e Gerenciamento de Redes de Computadores. Atualmente com 25 anos de experiência trabalha na área de Sistemas de Supervisão e Controle de Furnas Centrais Elétricas.