

Agrupamento de Técnicas para Análise de Contingências em Sistemas Elétricos de Potência

Clustering Techniques to Contingencies Analysis in Electric Power Systems

RESUMO

Apesar de existirem diversos métodos para classificação de contingências críticas em linhas de transmissão, cada um deles pode resultar em um ranking diferente das contingências críticas, principalmente porque os métodos avaliam o sistema sob um aspecto operativo diferente. A unificação destes métodos de forma a considerar vários aspectos operativos simultaneamente é uma tarefa complexa, principalmente quando se aumenta o número de índices sob análise e a dimensão do sistema. Este artigo tem como objetivo propor metodologias e comparar algumas abordagens de agrupamento de técnicas para classificação de contingências críticas em sistemas elétricos. Para isso são utilizados os algoritmos Simple K-means, EM (expectation-maximization) e farthest-first, todos contidos no software WEKA. As abordagens propostas são testadas em dois sistemas teste, de 39 e 57 barras. Os resultados indicam que técnicas de mineração de dados são particularmente úteis na tarefa de análise de contingências.

PALAVRAS-CHAVE: Análise de Contingências. Estabilidade de Sistemas Elétricos. WEKA. Linhas de Transmissão. Agrupamento.

ABSTRACT

Although several methods for classifying critical contingencies in transmission lines, each can result in a different ranking of critical contingencies, mainly because the methods evaluate the system under various operational aspects. The unification of these methods to consider several operational factors simultaneously is a complex task, significantly when increasing the number of indexes under analysis and the system's size. This paper aims to propose methodologies and compare approaches to clustering techniques to classify critical contingencies in electrical systems. The Simple K-means, EM (expectation-maximization), and farthest-first algorithms are used, all contained in the WEKA software. The proposed approaches are tested in two test systems, 39 and 57 buses. The results indicate that data mining techniques are particularly useful in the task of contingency analysis.

KEYWORDS: Contingency Analysis. Power System Stability. WEKA. Transmission lines. Clustering.

Victor Rocha Carneiro
Victor.utfprmed@gmail.com
Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Medianeira, Paraná, Brasil

Diogo Marujo
diogomarujo@utfpr.edu.br
Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Medianeira, Paraná, Brasil

Recebido: 19 ago. 2020.

Aprovado: 01 out. 2020.

Direito autoral: Este trabalho está licenciado sob os termos da Licença Creative Commons-Atribuição 4.0 Internacional.



INTRODUÇÃO

O Sistema Elétrico de Potência (SEP) está sujeito a diversos tipos de perturbações e operam numa linha tênue entre o aceitável e o limite nominal de operação. A análise de contingências é realizada para a obtenção dos dispositivos mais críticos do sistema, aquelas cuja saída de operação resultam em situações mais complexas de operação. Neste trabalho somente serão consideradas como contingências as saídas de operação de linhas de transmissão.

Existem vários métodos para classificação de contingências críticas em linhas de transmissão. O método do índice de desempenho (PI) foi proposto por Ejebe e Wollenberg (1979), para classificar as contingências críticas de um sistema elétrico e implementar metodologias capazes de indicar reforços na rede de transmissão.

Para realizar a expansão dos sistemas de energia, a identificação de condições críticas é de grande importância. Mittelstaedt e Barrios (2015) utilizaram o método de continuação para realizar a análise da curva PV e QV com objetivo de estudar a estabilidade de tensão e classificar as contingências mais críticas comparando com a margem de carga de potência ativa (MC) e de potência reativa (MCR), pós e pré-contingência.

Visando realizar uma avaliação de segurança de tensão, Souza et al (2003) utilizaram a norma do vetor tangente (VT) como índice para análise de contingências. A medida que a norma tende para o infinito a condição de operação se aproxima do ponto de bifurcação, ou seja, os incrementos de cargas produzem grandes mudanças de tensão. Através disso, é possível monitorar a norma do vetor tangente como um índice de segurança de tensão. Quanto maiores as normas do vetor tangente, mais críticas as contingências são consideradas.

Apesar de existirem diversos métodos para classificação de contingências críticas em linhas de transmissão, cada um deles pode resultar em um *ranking* diferente das contingências críticas, principalmente porque os métodos avaliam o sistema sob um aspecto operativo diferente. A unificação destes métodos de forma a considerar vários aspectos operativos simultaneamente é uma tarefa complexa, principalmente quando se aumenta o número de índices sob análise e a dimensão do sistema. Por esta razão, a utilização de técnicas de aprendizado de máquina, principalmente aquelas focadas em agrupamento têm surgido com maior destaque.

A aplicação de técnicas de agrupamento não é restringir apenas em sistemas elétricos de potência. O algoritmo Simple K-means é utilizado por Kyoung-jae e Hyunchul (2008) para aplicação em um caso de segmentação de mercado de compras online do mundo real, com o objetivo de comparar alguns algoritmos de agrupamento, e escolher o modelo mais adequado para essa tarefa.

Timothy e Charlies (1994) utilizam o algoritmo EM (expectation-maximization) para analisar coletas de sequências de DNA ou proteínas com o objetivo de explicar a origem dessas sequências frente a uma base de dados de diversas coletas.

Em seu estudo, Arcenio (2014) utilizou a aplicação do algoritmo farthest-first para determinar o perfil dos pacientes internados em 2013 no Hospital Universitário da UFGD/EBSERH para desta forma identificar os maiores grupos de pacientes do hospital, conseguindo assim melhorar as práticas administrativas e

assistenciais no atendimento a estes pacientes, tendo estes grupos como prioridade. A aplicação de técnicas de agrupamentos em SEP foi abordada em (GRIGORAS; NEAGU; SCARLATACHE; CIOBANU, 2017), que utiliza o algoritmo K-means para identificar barras piloto utilizadas no controle secundário de tensão.

Diante do que foi exposto, este artigo tem como objetivo propor metodologias e comparar algumas abordagens de agrupamento de técnicas para classificação de contingências em SEP. Este trabalho é considerado uma continuação do trabalho apresentado por (LENTZ; MARUJO, 2018).

MÉTODOS

Primeiramente foi realizada a simulação de alguns métodos de classificação de contingências dos sistemas de potência para gerar o banco de dados. Maiores detalhes sobre esse banco de dados podem ser encontrados em (LENTZ; MARUJO, 2018).

Dentre os métodos encontrados na literatura, utilizou-se o índice de desempenho Índice de performance de tensão (PIV), o Índice de performance de potência ativa (PIMW), a soma dos dois índices citados anteriormente (PI), fator e sensibilidade linear (dT), margem de carga de potência ativa (MC), margem de carga de potência reativa (MCR) e o vetor tangente (VT).

Cada um dos índices supracitados foi obtido por meio de simulações considerando os sistemas 39 e 57 barras que podem ser encontrados em formato original “Common Data Format”, formato em que os dados foram processados (UNIVERSITY OF WASHINGTON, 2020).

O software MATLAB foi então utilizado para realizar a normalização segundo a amplitude dos dados, com base na equação (1):

$$X_n = \frac{(X - X_{min})}{(X_{max} - X_{min})} \quad (1)$$

onde:

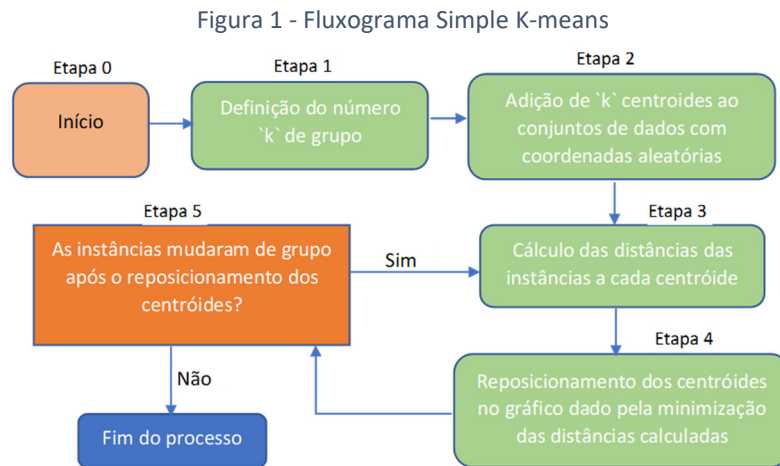
- X_n representa o valor normalizado;
- X representa o valor em estudo a sequência que será normalizado;
- X_{min} representa o valor mínimo do conjunto de dados;
- X_{max} representa o valor máximo do conjunto de dados.

Utilizou-se essa equação pois entre funções internas das linguagens python e R, ela é muito utilizada por ser uma função de fácil execução e baixo custo computacional.

Em seguida realizou-se o agrupamento dos métodos utilizando o software Waikato Environment for Knowledge Analysis (WEKA), tendo como objetivo definir quais métodos classificam as contingências críticas com mais semelhança, e com isso aprimorar e otimizar os resultados. Foram utilizados os algoritmos Simple K-means, EM (expectation-maximization) e farthest-first, todos contidos no software WEKA.

O algoritmo Simple K-means é um algoritmo de agrupamento, calculado com base nas instâncias dispostas num gráfico, que utiliza centroides que são pontos aleatórios que podem ou não coincidir com uma instância do conjunto de dados, esse ponto é recalculado em cada nova iteração com base na média dos elementos mais próximos utilizando distâncias euclidianas, um ponto positivo desse algoritmo é que todas as instâncias serão agrupadas. (SAMPAIO, 2018).

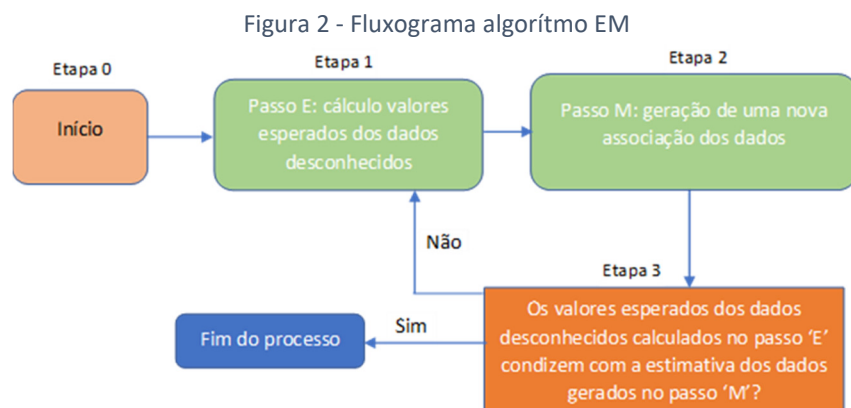
O fluxograma da figura (1) detalha o funcionamento do método Simple k-means.



Fonte: Próprio autor.

O algoritmo EM, por sua vez, é um método iterativo de agrupamento para encontrar máxima probabilidade ou estimativas máximas nos dados, dessa maneira consegue agrupar os dados conforme a estimativa de semelhanças .

Hamerly (2003) explica que o algoritmo considera uma mistura de modelos probabilísticos que descreve a distribuição dos grupos, e dessa forma assume que os dados individuais são misturas de densidade. A figura 2 sumaria o funcionamento do algoritmo EM.



Fonte: Próprio Autor.

O algoritmo farthest-first é uma modificação do K-Means. Albuquerque (2015) afirma que a diferença o farthest-first e o K-Means, é que o farthest-first não calcula as distâncias de cada instância a cada centroide, ele somente adiciona

um novo centroide no ponto mais distante do centroide antigo, de forma que o novo ainda esteja contido no mesmo grupo.

Desta forma, podemos ter como base o mesmo fluxograma da figura 1, porém na etapa 3 ele não calcula as distâncias de cada instância a cada centroide, ele somente adiciona um novo centroide no ponto mais distante do centroide antigo, de forma que o novo ainda esteja contido no mesmo grupo.

No algoritmo farthest-first, portanto, a velocidade de cada iteração é aumentada na maioria dos casos, já que são realizadas menos modificações e, a etapa final, onde os centros são realocados e todas as instâncias continuam no grupo anterior, é alcançada mais rapidamente.

Optou-se pela utilização de três algoritmos diferentes tendo como objetivo compara os resultados, escolheu-se os três algoritmos citados pois possuem a característica predefinir o número de grupos que serão gerados nos agrupamentos.

RESULTADOS

O agrupamento foi realizado utilizando os dados já normalizados, obtidos do cálculo dos índices supracitados nos sistemas de 39 e 57 barras (UNIVERSITY OF WASHINGTON, 2020). O número de grupos gerados em cada execução de cada algoritmo foi variado de 2 a 5.

O quadro (1) apresenta os resultados do agrupamento em seus devidos grupos quando considerou-se até 4 grupos gerados ou 5 grupos gerados.

Quadro 1 - Resultados agrupamento SEP 39 Barras

Algoritmo	Número de grupos considerados para análise	Grupos resultantes que agruparam mais de 1 método	39 barras
Simple Kmeans	até 4 grupos	G1	dT-VT-MC
		G2	PIMW-PI
	5 grupos	G1	dT-MC
		G2	PIMW-PI
EM	até 4 grupos	G1	dT-VT-MC
		G2	PIMW-PI-PIV
	5 grupos	G1	dT-MC
		G2	PIMW-PI
Farthestfirst	até 4 grupos	G1	dT-MC
		G2	PIMW-PI-PIV
	5 grupos	G1	dT-MC
		G2	PIMW-PI

Fonte 1: Próprio Autor.

O fator de sensibilidade linear (dT) analisa o fator de mudança de geração de potência ativa caso a linha de transmissão seja interrompida, já a Margem de carga de potência ativa (MC) tem como objetivo analisar o máximo carregamento que o sistema suporta antes do colapso de tensão, através da curva PV (potência ativa por tensão). Com a mudança do fluxo de energia pós contingência, devido a saída da linha de transmissão, a margem de carga de potência ativa do sistema diminui, tornando assim o sistema mais próximo do colapso. Por esta razão, os dois métodos se assemelham no processo de identificação de contingências críticas em um SEP.

O Índice de desempenho de potência ativa (PIMW) compara o valor nominal de fluxo de potência ativa dos barramentos pré e pós a ocorrência da contingência enquanto o índice de desempenho (PI) parte da soma do método anterior com o índice de desempenho de tensão (PIV). A semelhança da análise dos métodos, portanto, ocorre devido à essa relação equacional entre eles.

O quadro (2) apresenta a mesma estrutura da tabela 1, e da mesma maneira o parâmetro para definir sobre quais métodos seria executada a regressão foi a frequência com que os foram agrupados no processo realizado.

Quadro 2 - Resultados agrupamento SEP 57 Barras

Algoritmo	Número de grupos considerados para análise	Grupos resultantes que agruparam mais de 1 método	57 barras
Simple Kmeans	até 4 grupos	G1	dT-VT
		G2	PIV-MC-MCR
	5 grupos	G1	PIV-MC-MCR
EM	até 4 grupos	G1	dT-VT
		G2	PIV-MCR
		G3	PI-PIMW
	5 grupos	G1	PI-PIMW
G2		PIV-MCR	
Farthestfirst	até 4 grupos	G1	dT-VT
		G2	PIV-MCR
		G3	PI-PIMW
	5 grupos	G1	PI-PIMW
		G2	PIV-MCR

Fonte 2: Próprio Autor.

Note que existe alto grau de similaridade nos agrupamentos resultantes. De modo geral, os pares de índices dT e VT, PIV e MCR, PI e PIMW foram agrupamentos na maior parte dos casos dos algoritmos e grupos analisados.

O processo de resolução dos métodos MCR e PIV são parecidos pois os dois métodos utilizam como base a variação de tensão para concluir se a contingência é crítica ou não naquela linha. O método margem de carga de potência reativa (MCR) tem como objetivo analisar os barramentos que possuem pouca reserva de potência reativa através da curva QV (potência reativa por tensão) da barra e o método do índice de desempenho de tensão (PIV) compara o valor nominal de tensão dos barramentos pré e pós contingência.

CONCLUSÃO

Este artigo abordou diferentes métodos de avaliação de contingências críticas em sistemas elétricos de potência, por meio da análise destes em sistemas teste de 39 e 57 barras. Por meio do software WEKA foi realizado o agrupamento dos métodos que avaliam de maneira mais similar o nível de criticidade das contingências por critérios diferentes.

Para o sistema de 39 barras o agrupamento dos métodos dT e MC apresentam uma análise do sistema visando a variação do fluxo de potência ativa pós contingência, já o agrupamento dos métodos PIMW e PI visa a variação da potência ativa nominal nos barramentos depois de um colapso de energia. Visando o sistema de 57 barras o agrupamento dos métodos dT e VT estuda a variação de potência e ângulo da barra em conjunto com a mudança da geração de potência ativa na barra que sofreu com a instabilidade do sistema, o agrupamento dos métodos MCR e PIV utilizam como base a variação de tensão, relacionada com a reserva de potência reativa de cada barra, para concluir se a contingência é crítica ou não naquela linha e o agrupamento dos métodos PIMW e PI, que ocorreu da mesma maneira que no sistema de 39 barras, visa a variação da potência ativa nominal nos barramentos depois de um colapso de energia.

Os agrupamentos realizados proporcionam algumas condições interessantes para executar a classificação de contingências críticas de um sistema. Uma análise realizada com base na junção dos métodos agrupados pode ser útil para criar padrões de classificação de contingências baseados em criticidade de tensão, potência ativa, potência reativa etc.

Como sugestão para trabalhos futuros podem ser criadas equações que descrevem o comportamento do sistema e as classificações de contingências baseadas nos agrupamentos realizados.

REFERÊNCIAS

ALBUQUERQUE, M. A. Seleção de Contingências com relação à estabilidade de tensão para análise de segurança em tempo real. Campinas, SP, Universidade Estadual de Campinas, 2005. Dissertação.

ARCENIO, Luiz Stopa. APLICANDO ALGORITMOS DE MINERAÇÃO NÃO SUPERVISIONADOS PARA INFERIR O PERFIL DE PACIENTES INTERNADOS. Revista Brasileira de Administração Científica, [s. l.], 19 nov. 2014. DOI 10.6008/SPC2179-684X.2014.002.0017. Disponível em: <http://sustenere.co/index.php/rbadm/article/view/SPC2179-684X.2014.002.0017/513>. Acesso em: 24 ago. 2020.

BAILEY, TIMOTHY L; ELKAN, CHARLES. FITTING A MIXTURE MODEL BY EXPECTATION MAXIMIZATION TO DISCOVER MOTIFS IN BIOPOLYMERS. UCSD Technical Report, [s. l.], 6 fev. 1994. DOI 10.1.1.121.7056. Disponível em: http://www.cs.toronto.edu/~brudno/csc2417_15/10.1.1.121.7056.pdf. Acesso em: 25 ago. 2020.

EJEBE, G. C.; WOLLENBERG, B. F (1979). Automatic Contingency Selection. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. Pas-9, No. 1, pp. 97 - 109.

GRIGORAS, Gheorghe; NEAGU, Bogdan-Constantin; SCARLATACHE, Florina; CIOBANU, Romeo Cristian. Identification of pilot nodes for secondary voltage control using K-means clustering algorithm. IEEE, Iasi, Romania, v. 3, n. 6, p. 106-110, maio 2017.

HAMERLY, Gregory James. **Learning structure and concepts in data through data clustering**. 2003. 193 f. Tese (Doutorado) - Curso de Philosophy In Computer Science And Engineering, University Of California, San Diego, 2003.

KIM, Kyoung-jae; AHN, Hyunchul. A recommender system using GA K-means clustering in an online shopping market. **ELSEVIER**, [S. l.], p. 1200-1209, 2 fev. 2008. DOI <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2006.12.025>. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0957417406004076>. Acesso em: 25 ago. 2020.Exemplos:

LENTZ, Giovane M.; MARUJO, Diogo; ZEFERINO, Cristiane L.; NASCIMENTO, Bruno N.; JR, Francisco M. Um Estudo Comparativo para Análise de Contingências em Sistemas Elétricos de Potência. [S. l.], 2018. Disponível em: <https://plataforma.swge.com.br/PROCEEDINGS/PDF/CBA2018-0382.pdf>. Acesso em: 5 ago. 2019.

MATLAB Matrix Laboratory. Novo México, 1970. Disponível em: <https://www.mathworks.com/products/matlab.html>. Acesso em: 21 jul. 2020.

MITTELSTAEDT, Moritz; BARRIOS, Hans. Identification of critical satates regarding voltage stability by using Continuation Power Flow combined contingency analysis. Eindhoven, Netherlands. IEEE PowerTech, 2015.

SAMPAIO, Pedro Eduardo. **Entendendo k-Means, agrupando dados e tirando camisas**. Disponível em: https://medium.com/@paulo_sampaio/entendendo-k-means-agrupando-dados-e-tirando-camisas-e90ae3157c17. Acesso em: 11 maio 2020.

SOUZA, A. C. Z.; SILVA, A. P. A.; JARDIM, J. L. A.; NETO, C. A. S.; TORRES, G. L.; FERREIRA, C.; FERREIRA, L. C. A. A new contingency analysis approach for voltage colapse assessment. Electrical Power and Energy System, 2003.

UNIVERSIDADE DE WAIKATO. WEKA. Nova Zelândia, 2006. Disponível em: <https://sourceforge.net/projects/weka/>. Acesso em: 29 jul. 2020.

UNIVERSITY OF WASHINGTON. Power Systems Test Case Archive. Disponível em: <https://www2.ee.washington.edu/research/pstca/>. Acesso em: 29 de jul. de 2020.