



GRUPO DE ESTUDO DE ANÁLISE E TÉCNICAS DE SISTEMAS DE POTÊNCIA - GAT

AVALIAÇÃO DA MARGEM DE ESTABILIDADE DE TENSÃO CONSIDERANDO INCERTEZAS DA GERAÇÃO EÓLICA

**LIVIA ALBURGUETTI (1); RODRIGO ANDRADE RAMOS(2); AHDA PIONKOSKI GRILO PAVANI(1); RAFAEL MARTINI SILVA(3); YURI DE LIMA BARBOSA(1)
UFABC (1); USP (2); LACTEC (3)**

RESUMO

Desvios da potência da geração eólica prevista são bastante comuns e podem levar o sistema a uma violação da margem de estabilidade de tensão (MET). Este informe técnico propõe a utilização do método de Entropia Cruzada para a obtenção das variações de potência injetada pelas usinas eólicas que resultem em violação da MET e, assim, possibilitar que ações de controle preventivo, ou corretivo, sejam planejadas. O método é validado com o sistema teste de 107 barras modificado com a inserção de usinas eólicas, para o qual foi possível obter os desvios da geração eólica que resultam em violação da MET.

PALAVRAS-CHAVE

Análise da Estabilidade de Tensão, Energia Eólica, Incerteza, Margem de Estabilidade de Tensão.

1.0 INTRODUÇÃO

A geração eólica vem apresentando um crescimento significativo em vários países, o que traz novos desafios para a segurança de operação do sistema. Durante a operação do sistema, a variabilidade e incerteza desta fonte de energia pode levar o sistema a um ponto de operação inseguro e deve ser levada em consideração na análise de segurança quando uma proporção significativa de geração eólica é integrada ao sistema de potência [1].

A estabilidade de tensão está entre as principais preocupações relacionadas ao nível de segurança do sistema e é a causa de grandes blecautes em sistemas de potência em diferentes países [2]. O nível de segurança relacionado à estabilidade de tensão é avaliado pela margem de estabilidade de tensão (MET) tanto para condições normais de operação quanto em situações de contingências. A MET reflete quão próximo o atual ponto de operação está do máximo carregamento assumindo uma direção de crescimento de carga e uma regra de redespatch de geração pré-fixadas. Entretanto, em um sistema de potência com uma alta proporção de geração eólica, a MET é também influenciada pela natureza estocástica das injeções de potência da geração eólica.

Os operadores do sistema normalmente estabelecem um limite de MET para a operação segura do sistema. No Brasil, é requerida uma MET mínima de 7% em condições normais de operação [3]. Dessa forma, em caso de violação deste limite, ações de controle preventivas são selecionadas para melhorar o valor de MET do sistema. Em uma primeira análise, a MET é calculada considerando a potência de saída prevista das usinas eólicas do sistema de potência. Esta previsão é obtida no planejamento da operação e ao longo da operação pode ser atualizada com a comparação dos valores obtidos pela previsão com valores medidos para períodos recentes. Durante o planejamento da operação, mesmo que os valores de previsão de geração eólica indiquem o atendimento ao valor mínimo da MET, é importante verificar a probabilidade desse limite mínimo ser violado devido à incerteza na previsão e à possibilidade de variações na potência de saída das usinas eólicas.

É possível encontrar na literatura trabalhos que abordam a questão de estabilidade de tensão usando métodos probabilísticos. Os métodos mais comuns usam simulações de Monte Carlo, que requer um alto esforço computacional. Em [5], a técnica quase-Monte Carlo é usada para acelerar a convergência das simulações de Monte Carlo pela melhoria da técnica de amostragem. Em [6], a técnica de Monte Carlo é modificada para equilibrar precisão com a velocidade de cálculo com o objetivo de calcular os índices de risco na análise estática de segurança do sistema. Um modelo probabilístico para cálculo da margem de carregamento usando análise de sensibilidade global para variáveis correlacionadas representando a variabilidade da geração renovável é proposto em [7]. Esses trabalhos resultam em uma curva completa de probabilidade da margem de estabilidade do sistema. Entretanto, da perspectiva do operador do sistema, é importante monitorar quais variações de injeção de potência ou cargas podem levar a uma violação da MET. Essas condições precisam ser conhecidas para que ações de controle possam ser planejadas caso tais condições de operação sejam concretizadas.

Neste contexto, este artigo propõe a utilização do método de Entropia Cruzada para a obtenção de variações possíveis de potência injetada pelas usinas eólicas e cargas que resultem em violação da margem mínima de estabilidade do sistema. O método de Entropia Cruzada é um método de amostragem adaptativa desenvolvido especialmente para identificar eventos com baixa probabilidade de ocorrência e estimar tal probabilidade. Para tais eventos, a aplicação do Método de Monte Carlo puro requer um alto esforço computacional, o que pode inviabilizar sua utilização do ponto de vista computacional. Com isso, a aplicação desse método permite obter os casos críticos de variação da potência proveniente de geração eólica, nos quais o requisito mínimo de margem de estabilidade de tensão do sistema seria violado.

Com isso, uma vez identificadas as condições de variações que violem tal requisito mínimo, ações de controle preventivo (ou corretivo) podem ser planejadas para evitar que a ocorrência de tais condições leve o sistema a um ponto inseguro de operação. O método é aplicado num sistema teste de 107 barras que representa parte do sistema interligado nacional (SIN), no qual são feitas modificações para modelar a presença de geração eólica. A partir da aplicação do método, é possível verificar os conjuntos de variações de potência injetada que resultam em violação da MET mínima do sistema.

Além desta seção de introdução, o artigo apresenta a Seção 2 que descreve o modelo adotado para representar as incertezas da geração eólica na representação do sistema de potência. Na Seção 3 é apresentado o método de entropia cruzada e a respectiva metodologia proposta para a análise de segurança estática de tensão em sistemas com geração eólica. Os resultados de simulações e análises dos mesmos estão presentes na Seção 4 e as conclusões na Seção 5.

2.0 MODELO DE GERAÇÃO EÓLICA NO PLANEJAMENTO DA OPERAÇÃO DOS SISTEMA

Tradicionalmente, o planejamento da operação do sistema é realizado a partir da previsão de carga. No entanto com o aumento da geração eólica conectada ao sistema elétrico, também é considerada a previsão de geração eólica. Atualmente no Brasil, as usinas eólicas são classificadas por modalidade de operação, que caracteriza o relacionamento operacional com o operador do sistema. Segundo essas modalidades, caso usinas eólicas afetem processos de planejamento, programação e operação em tempo real (mesmo as que não estejam conectadas à rede básica), as mesmas devem manter um relacionamento operacional com o ONS. Nesta modalidade é comum encontrar os chamados conjuntos de usinas que, embora individualmente não impactam a operação com o SIN, quando analisadas de forma agrupada com outras usinas que compartilham o mesmo ponto de conexão, resultam em uma injeção de potência em uma determinada subestação que impacta a operação do sistema [4].

Nos estudos de planejamento, a potência injetada por geração eólica é baseada na previsão da geração. Atualmente, existem diversas técnicas utilizadas na previsão de geração eólica, assim como várias pesquisas em andamento para aprimorar as metodologias existentes. Para estudos de planejamento, assim como a previsão da demanda, é possível assumir que as ferramentas de previsão fornecem uma previsão horária, ou com qualquer outro intervalo conforme requerido para a programação.

No caso do sistema brasileiro, o ONS possui um modelo de previsão próprio, que é utilizado na programação diária e na operação em tempo real. A entrada deste modelo são previsões de vento de diferentes fontes e o algoritmo estima, a partir de uma análise comparativa das diferentes previsões, novas curvas de tendência para a geração eólica. A previsão de geração é utilizada em tempo real para subsidiar tomadas de decisões (tais como redespatches de geração, por exemplo) para manter a operação segura e econômica [5].

Modelos estatísticos para velocidade de vento em regiões específicas não respondem a uma distribuição normal, mas sim a distribuições de Weibull ou Rayleigh. Essa característica, associada com a relação não linear entre velocidade do vento e potência de saída das turbinas eólicas, resulta em uma distribuição de probabilidade não normal de potência de saída individual de geradores eólicos. Entretanto, assim como no caso da demanda, um grande número de geradores eólicos com alta dispersão geográfica permite a utilização do Teorema do Limite Central para assumir que o erro na previsão da potência de saída de usinas eólicas seja representado por uma distribuição normal, fato que é constatado inclusive através de evidências empíricas [6], [7], [8].

Dessa forma, a potência de saída de usinas eólicas a partir de uma previsão pode ser representada no planejamento da operação pelo valor da potência prevista com uma variação representada por uma distribuição normal, conforme:

$$P^i(k) = P_0^i + \varepsilon^i(k) \cdot \sigma^i \quad (1)$$

em que P_0^i é a potência de saída da usina eólica i , $\varepsilon^i(k)$ é uma variável aleatória com distribuição normal e média zero e σ^i é a covariância associada à incerteza da previsão.

Com isso, a geração eólica pode ser representada nos estudos de planejamento da operação por uma geração associada a uma incerteza, sendo que essa incerteza pode ser atualizada ao longo da operação do sistema à medida que a previsão se aproxima do tempo real. O algoritmo atualiza a previsão em função do que já foi concretizado, e a incerteza também é atualizada. Com isso, é possível também atualizar os indicadores de segurança do sistema que haviam sido calculados no planejamento da operação e verificar a necessidade de ações corretivas para manter a segurança operativa.

Essa representação da geração eólica pode ser usada nos algoritmos de análise de segurança do sistema para avaliar a MET do sistema quando sujeito a diferentes combinações de variações possíveis de geração eólica. Nessas análises, uma questão a ser respondida é: **quais variações possíveis de geração eólica, caso ocorram, podem resultar em uma violação da MET mínima?**

Como já mencionado, a maioria dos métodos de análise estocástica relacionados à MET do sistema, disponíveis na literatura, trazem a curva de distribuição da MET em função das possíveis variações de geração eólica. Esta curva traz ao operador do sistema a informação de qual a probabilidade de ocorrência de violações da MET mínima, porém não fornecem informações de quais condições de operação específicas ocasionaram a violação desse limite mínimo e, desta forma, os operadores do sistema não identificam diretamente quais ações de controle são eficazes para restabelecer a MET a um valor adequado.

Com isso, no ambiente de planejamento de curto prazo, além das ações preventivas relacionadas a contingências, podem ser selecionadas também ações preventivas com relação a possíveis variações de geração eólica e o impacto que tais variações possuem na MET do sistema. Para isso, é necessário que sejam identificados quais os cenários de variações de geração, a partir das incertezas dadas pela previsão, que resultam em violações da MET mínima.

Essa identificação requer que seja utilizado um algoritmo de busca. Neste contexto, o algoritmo de Entropia Cruzada se adapta ao problema uma vez que é um algoritmo de amostragem por importância, que foi proposto por R. Y. Rubinstein [9], para resolução de problemas de simulação que envolvem eventos raros, conforme descrito a seguir.

3.0 ALGORITMO BASEADO EM ENTROPIA CRUZADA

O método de Entropia Cruzada consiste em um método de amostragem adaptativo projetado para identificar eventos com baixa probabilidade de ocorrência e estimar tal probabilidade. Este algoritmo tem, como principal vantagem, seu custo computacional (o qual é muito menor do que o custo de métodos tradicionais, tais como o Método de Monte Carlo, por exemplo). O método de Entropia Cruzada utiliza amostragem adaptativa por importância para aprimorar o processo de estimação, e esta característica pode ser utilizada para estimar a probabilidade de ocorrência de uma determinada MET do sistema em função de possíveis variações da potência de geração eólica.

Considerando que X seja uma variável aleatória com uma função de probabilidade de ocorrência f_X tem-se que, para identificar um evento $S(X) \leq \gamma$ no espaço amostral e associar ao mesmo uma probabilidade I , um grande número de amostras será necessário. Entretanto, a amostragem por importância pode ser usada para melhorar a convergência. O processo consiste em gerar uma amostra aleatória X_1, X_2, \dots, X_N de uma função de importância de amostragem $g(\cdot)$ estimada usando o seguinte estimador imparcial:

$$\tilde{E}_g[H(X)] = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N H(x_j) W(x_j) \quad (2)$$

no qual $W(X) = f_X(X)/g_X(X)$ é denominada taxa de probabilidade.

A taxa de probabilidade $W(X)$ representa um fator de correção a ser usado na estimativa de $E[H(x)]$. O método de entropia cruzada pode ser usado para obter a aproximação de g_X pela minimização da distância Kullback-Leibler entre f_X e g_X de forma iterativa [9], [10].

Neste trabalho, a potência de saída das centrais eólicas é associada com uma incerteza, representada por uma distribuição Gaussiana. Sendo assim, a potência das eólicas é representada por um vetor com as médias, μ , que representam o valor de potência de saída obtido no algoritmo de previsão, e um vetor com as variâncias, σ^2 , que representa a incerteza.

$$\begin{bmatrix} P_{W1} \\ \vdots \\ P_{Wn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (\mu_{0,1}, \sigma_{0,1}^2) \\ \vdots \\ (\mu_{0,n}, \sigma_{0,n}^2) \end{bmatrix} \quad (3)$$

Além disso, é importante também considerar a dependência estocástica entre as incertezas, isto é, a correlação. Existem diferentes técnicas que podem ser empregadas para calcular a correlação entre variáveis, que podem ser baseadas na Teoria de Copula ou em Distribuição Conjunta de Probabilidade [11]. Dessa forma, a correlação entre as variáveis pode ser representada pelo coeficiente de correlação na matriz de covariância, que é representada por:

$$\begin{bmatrix} \rho_{11} & \rho_{12} & \dots & \rho_{1n} \\ \rho_{21} & \dots & \dots & \rho_{2n} \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \rho_{n1} & \rho_{n2} & \dots & \rho_{nn} \end{bmatrix} \quad (4)$$

Com isso, é também modelada a correlação entre as distribuições que representam as incertezas das variáveis.

A cada iteração, t , o desempenho das amostras é avaliado por $S(X)$ e pode ter valor igual ou menor que γ . Assim a cada iteração, o percentil ρ de amostras com o menor valor de $S(X)$ é selecionado, sendo que tal percentil contém as amostras de elite, as quais são usadas para atualizar a média e a variância. É importante mencionar aqui que as amostras de elite (ou seja, os eventos raros que são de maior interesse para a metodologia proposta nesse artigo) são descritas por $MET \leq MET_{\text{mínima}}$.

Os passos do algoritmo de Entropia Cruzada para eventos raros são apresentados no ALGORITMO 1. Como pode ser visto, as amostras são geradas por uma distribuição Gaussiana com densidade de amostra inicial de (μ_0, σ_0^2) , a qual representa a previsão de potência de saída das eólicas e previsão da demanda com as incertezas associadas.

O parâmetro N representa o número de amostras, X_1, X_2, \dots, X_N , gerada para cada iteração e o parâmetro ρ representa o percentil de amostras de elite. Depois que as amostras são geradas, o desempenho de cada uma é calculado. No caso desse problema, conforme mencionado anteriormente, o desempenho é representado pelo valor da MET. O algoritmo de busca faz uma procura por amostras com MET inferior ao valor mínimo, ou seja, um valor específico de γ . Entretanto, nas primeiras iterações esse valor pode não ser alcançado, então o algoritmo usa o menor valor encontrado para formar o conjunto de amostras de elite.

Com isso, o algoritmo gera a cada iteração t um número N de amostras de X usando a função de distribuição f_X e seleciona $N^{\text{elite}} = \rho N$ amostras de elite com desempenho mais próximo ao especificado. O conjunto das amostras de elite Ψ_t é então usado para atualizar g_X e gerar novas amostras.

ALGORITMO 1. Algoritmo de Entropia Cruzada.

Entrada: Função de distribuição (μ_0, σ_0^2) com as variáveis com incerteza.

Definir N como o número de amostras por iteração, ρ como o percentil que define o conjunto de amostras de elite, t como o número da iteração atual e γ como o valor mínimo de desempenho requerido de $S(X)$.

Definir $t := 0$

Fazer

$t := t + 1$

Gerar N amostras X_1, \dots, X_N usando a função de distribuição $(\mu_{t-1}, \sigma_{t-1}^2)$.

Calcular $S(X_k)$, $k = 1, \dots, N$.

Ordenar as amostras em ordem ascendente de $S(X_k)$ e armazenar as ρN amostras com os menores valores de $S(X_k)$ no subconjunto Ψ_t .

Para $j=1$ a N^{elite} :

$$\mu_{t,j} = \frac{1}{N^{\text{elite}}} \sum_{i \in \Psi_t} X_{it}$$

$$\sigma_{t,j}^2 = \frac{1}{N^{\text{elite}}} \sum_{i \in \Psi_t} (X_{it} - \mu_{t,j})^2$$

Fim Para

Suavizar o processo de convergência do algoritmo aplicando fatores α e β tais que

$$\mu_t := \alpha \mu_t + (1 - \alpha) \mu_{t-1}$$

$$\sigma_t^2 := \beta \sigma_t^2 + (1 - \beta) \sigma_{t-1}^2$$

Até que um percentil mínimo das amostras de elite $\leq \gamma$ ou número de iterações \geq número máximo de iterações

A média e a variância (μ_t, σ_t^2) de cada variável são atualizadas considerando as amostras de elite. Posteriormente, fatores de suavização α e β são usados para evitar que (μ_t, σ_t^2) converjam muito rapidamente para zero, o que prejudicaria o processo de busca pois resultaria na construção de um conjunto de amostras de elite que não seria adequadamente representativo do subconjunto amostral de interesse caracterizado por $S(X) \leq \gamma$. Para essa aplicação, verificou-se que o melhor critério de convergência é estipular um percentil mínimo das amostras de elite esteja dentro da região de busca, isto é, sejam $\leq \gamma$.

4.0 SIMULAÇÕES E RESULTADOS

500	1	200	800	540	-540	800	0
915	2	175	700	465	516	700	0
925	2	250	1000	420	-440	950	0
4804	3	38	152	59	-86	50	0

O caso base para este sistema-teste modificado possui uma MET de 10.4%. Por simplicidade, as cargas foram modeladas por um modelo de potência constante, embora qualquer outro modelo estático possa ser facilmente utilizado. Uma MET de 7% foi considerada como critério de avaliação da segurança de tensão do sistema-teste 107 barras sob em condições normais de operação [3]. No entanto, qualquer outro nível de segurança pode ser facilmente adotado.

Com discutido nas seções anteriores, a geração eólica é representada pelo valor previsto associado com uma incerteza a essa previsão. Além disso, são considerados valores de correlação entre as previsões de geração eólica de cada uma das usinas representadas. Os valores de previsão de geração eólica, assim como de incerteza, para o caso base são apresentados na TABELA 2. Os valores de incerteza dependem de diversos fatores, tais como a previsão climática para o período e, sendo assim, podem variar para uma mesma usina considerando períodos diferentes, assim como de uma usina para outra. Neste caso, os valores de incerteza foram baseados em valores encontrados em um artigo, que apresenta uma distribuição do erro da previsão [17]. No entanto, é importante ressaltar que as incertezas podem variar consideravelmente, inclusive para incertezas maiores.

TABELA 2 – Previsão de geração das usinas eólicas.

N° Barra	Previsão Potência	
	P	Incerteza
	[MW]	%
16	800	10,0
22	150	8,0
500	800	9,0
915	700	10,0
925	950	7,0
4804	50	8,0

Para gerar as amostras, além da incerteza da previsão de geração, foi utilizada a matriz de correlação, conforme apresentada na TABELA 3. Como é possível verificar, na diagonal principal estão as incertezas das gerações nas respectivas barras, enquanto nos demais elementos da matriz constam as correlações entre as gerações das duas barras correspondentes. Esses valores variam em função da distância entre as usinas eólicas e são calculados a partir de dados históricos. Assim como os valores da incerteza da geração de cada uma das barras, para as correlações foram considerados valores utilizados em um artigo técnico da literatura [18].

TABELA 3 – Matriz de covariância em %.

	16	22	500	915	925	4804
16	10,0	0,6	0,4	0,7	0,6	0,6
22	0,6	8,0	0,5	0,4	0,9	0,6
500	0,4	0,5	9,0	0,9	0,3	0,5
915	0,7	0,4	0,9	10,0	0,4	0,7
925	0,6	0,9	0,3	0,4	7,0	0,6
4804	0,6	0,6	0,5	0,7	0,6	8,0

No algoritmo de Entropia Cruzada, duas variáveis importantes para o sucesso da busca são o número de amostras por iteração e o número de amostras de elite. Os valores atribuídos a tais variáveis devem ser proporcionais ao número de variáveis que estão sendo amostradas. No caso do sistema teste utilizado, foram consideradas 6 usinas eólicas. Dessa forma, foram assumidos inicialmente um número de amostras de 120 e um número de amostras de elite de 20. Além disso, os valores de suavização utilizados foram $\alpha = \beta = 0,9$. A simulação convergiu em 4 iterações, sendo que as médias da geração para cada iteração são apresentadas na TABELA 4. A partir desta tabela é possível verificar as tendências de geração que implicam em valores de MET que violem o limite mínimo. Essas médias são calculadas a partir dos valores das amostras de elite de cada iteração.

TABELA 4 – Médias de geração por iteração em p.u.

	16	22	500	915	925	4804
1	8,0000	1,5000	8,0000	7,0000	9,5000	0,5000
2	8,0557	1,5833	8,1269	7,2913	9,6459	0,4680
3	8,1009	1,6776	8,2493	7,5412	9,8928	0,4946
4	8,1658	1,7522	8,1943	7,8922	10,0671	0,4746
5	8,2331	1,8008	8,1673	8,1131	10,2316	0,3549

Na FIGURA 2 são apresentadas as médias de MET das amostras de elite de cada iteração. Como pode ser verificado, na primeira iteração, mesmo no grupo de elite com as amostras que resultaram nos menores valores de MET, a média dos valores de MET ainda era acima do valor mínimo, sendo que a média das amostras do grupo de elite foi diminuindo com o número de iterações devido a amostragem adaptativa do método. Nas simulações, a busca tinha como objetivo identificar as condições de geração que resultavam em valores de MET abaixo de 7% e o critério de convergência foi definido como no mínimo 80% dos casos com MET $\leq 0,07$ ou um número máximo de 20 iterações.

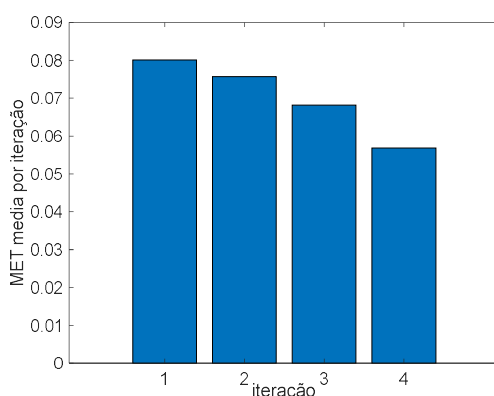


FIGURA 2 – Valores de MET média por iteração do método.

Uma análise mais detalhada do conjunto das amostras de elite permite identificar as diferentes tendências de desvios de geração que resultam em violações da MET mínima. Para isso foram consideradas as amostras de elite da última iteração e foi aplicada uma técnica de agrupamento. Desta forma, as amostras foram agrupadas em 3 conjuntos, para os quais as médias de geração são apresentadas na TABELA 5. Foi utilizado o comando “*kmeans*”, disponível no MatLab, que realiza o agrupamento pela minimização das distâncias de cada uma das amostras ao centroide do grupo, sendo que o número de 3 grupos representou adequadamente os desvios de geração das amostras analisadas.

TABELA 5 – Média das amostras dos grupos de desvios de geração em p.u.

	16	22	500	915	925	4804
1	8,2591	1,7420	8,0947	8,1603	10,2139	0,3121
2	8,5738	2,4811	8,3543	7,7427	10,6849	0,0990
3	8,1221	1,8511	8,3212	8,1531	10,2635	0,9437

Na TABELA 6 são apresentadas as variâncias das amostras pertencentes a cada um dos grupos da TABELA 5. Esses valores devem ser usados para identificar as regiões críticas de operação com as variações de geração que levam a violações da MET mínima.

TABELA 6 – Variâncias das amostras de cada grupo em %.

	16	22	500	915	925	4804
1	2,99	2,81	5,28	1,45	1,30	2,98
2	8,00	7,42	1,92	9,66	3,81	1,36
3	2,20	5,39	6,72	4,72	4,13	3,95

A FIGURA 3 apresenta os valores de MET para cada um dos 3 grupos identificados pelo algoritmo usando as médias apresentadas na TABELA 5. Como pode ser verificado, para os 3 grupos o valor de MET obtido foi abaixo do mínimo

especificado como seguro no algoritmo. Destaca-se que, como o critério de convergência utilizado no algoritmo foi obter dentro do grupo de elite um mínimo de 80% das amostras com MET menor ou igual ao valor mínimo (ou número máximo de iterações), os valores encontrados representam os mínimos desvios de geração que resultam no valor da MET mínima. Destaca-se que o algoritmo poderia ser usado também para encontrar combinações de desvios que resultassem em valores menores de MET. No entanto, essas situações devem ter uma probabilidade menor de ocorrência. Os valores de média de geração apresentados na TABELA 5 podem ser utilizados para planejamento de ações de controle preventivas e, com isso, evitar que o sistema opere com violação do valor de MET mínima caso os desvios analisados se concretizem.

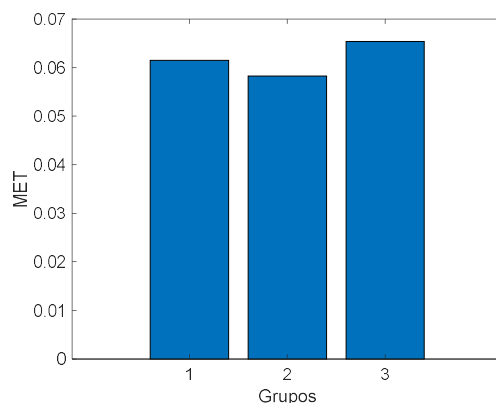


FIGURA 3 – Valores de MET por grupo de desvio de geração indicados.

5.0 CONCLUSOES

Como foi possível constatar pelos resultados, o método de Entropia Cruzada permite identificar as combinações de desvios de potência de saída de geração eólica que resultam em violações da MET mínima do sistema. Isso ocorre pois o método realiza uma amostragem adaptativa identificando as amostras que seguem em direção ao objetivo do problema de busca formulado. Nesse caso, o objetivo é mapear os desvios da geração que violem a MET mínima.

Uma alternativa ao método proposto seria utilizar técnicas de sensibilidade. No entanto, as técnicas de sensibilidade são interessantes em casos em que é necessário verificar o impacto da variação de apenas uma usina de geração. No problema apresentado, o objetivo é avaliar o impacto de desvios nas diversas usinas geradoras, representadas pela incerteza da previsão e pela correlação entre essas variáveis. Portanto, o método proposto apresenta vantagens clara sobre métodos baseados em cálculos de sensibilidade.

Sendo assim, os resultados apresentados mostram que o método de Entropia Cruzada é bastante promissor para a obtenção de condições de operação que podem resultar em um ponto de operação não seguro frente às condições de incertezas às quais os sistemas de potência estão atualmente sujeitos. Destaca-se que outros ajustes podem ser testados no método usado, tais como número de amostras por iteração e número de amostras de elite. Além disso, conforme os resultados mostraram, a utilização de algoritmos de agrupamento pode ajudar consideravelmente na identificação de desvios críticos da geração planejada.

6.0 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

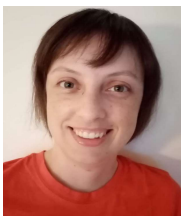
- [1] X. Xu, Z. Yan, M. Shahidehpour, H. Wang, and S. Chen, "Power System Voltage Stability Evaluation Considering Renewable Energy With Correlated Variabilities," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 33, no. 3, pp. 3236–3245, 2018, doi: 10.1109/TPWRS.2017.2784812.
- [2] N. D. Hatziaargyriou *et al.*, "Causes of the 2003 Major Grid Blackouts in North America and Europe , and Recommended Means to Improve System Dynamic Performance Causes of the 2003 Major Grid Blackouts in North America and Europe , and Recommended Means to Improve System Dynamic Perform," vol. 20, no. February 2016, pp. 1922–1928, 2005, doi: 10.1109/TPWRS.2005.857942.
- [3] Operador Nacional do Sistema Elétrico, "Premissas , critérios e metodologia para estudos elétricos," pp. 1–79, 2020.
- [4] O. Nacional, S. El, O. N. S. Diretoria, and D. O. P. Ger, "Boletim Mensal de Geração Eólica Maio / 2021 Boletim Mensal de Geração Eólica Maio / 2021," 2021.
- [5] F. G. Lins, "Desafios da Operação, em Tempo Real, do Sistema Elétrico Brasileiro com a Inserção da Geração Eólica." 2018, [Online]. Available: <http://www.sepoce.com.br/wp-content/uploads/2018/09/SP41.pdf>.
- [6] U. Focken, M. Lange, K. Mönnich, H. P. Waldl, H. G. Beyer, and A. Luig, "Short-term prediction of the aggregated power output of wind farms - A statistical analysis of the reduction of the prediction error by spatial smoothing effects," *J. Wind Eng. Ind. Aerodyn.*, vol. 90, no. 3, pp. 231–246, 2002, doi: 10.1016/S0167-6105(01)00222-7.
- [7] R. Giebel, Gregor Kariniotakis, Georges Brownsword, "The state-of-the-art in short term prediction of wind

- power from a danish perspective To cite this version : HAL Id : hal-00529986 The State-of-the-Art in Short-Term Prediction of Wind Power From a Danish Perspective,” 2018, [Online]. Available: <https://hal-mines-paristech.archives-ouvertes.fr/hal-00529986>.
- [8] F. Bouffard and F. D. Galiana, “Stochastic security for operations planning with significant wind power generation,” *IEEE Power Energy Soc. 2008 Gen. Meet. Convers. Deliv. Electr. Energy 21st Century, PES*, pp. 1–11, 2008, doi: 10.1109/PES.2008.4596307.
 - [9] R. Y. Rubinstein, “Optimization of computer simulation models with rare events,” *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 99, no. 1, pp. 89–112, 1997.
 - [10] R. Y. Rubinstein and D. P. Kroese, *Simulation and the Monte Carlo Method*, 2nd ed. Wiley, 2008.
 - [11] K. N. Hasan and R. Preece, “Influence of Stochastic Dependence on Small-Disturbance Stability and Ranking Uncertainties,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 33, no. 3, pp. 3227–3235, 2018, doi: 10.1109/TPWRS.2017.2779887.
 - [12] W. F. Alves, “Proposição De Sistemas-Teste Para Análise Computacional De Sistemas De Potência,” *Diss. Mestr. - Univ. Fed. Flum.*, p. 332, 2007, [Online]. Available: <http://www.sistemas-teste.com.br/downloads/Dissertacao.pdf>.
 - [13] M. R. Mansour, L. F. C. Alberto, and R. A. Ramos, “Preventive Control Design for Voltage Stability Considering Multiple Critical Contingencies,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 31, no. 2, pp. 1517–1525, 2016, doi: 10.1109/TPWRS.2015.2422072.
 - [14] M. R. Mansour, E. L. Geraldi, L. F. C. Alberto, and R. A. Ramos, “A new and fast method for preventive control selection in voltage stability analysis,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 28, no. 4, pp. 4448–4455, 2013, doi: 10.1109/TPWRS.2013.2268013.
 - [15] R. D. Zimmerman and C. E. Murillo-s, “MATP WER User’s Manual,” pp. 0–250, 2019.
 - [16] K. C. Divya and P. S. N. Rao, “Models for wind turbine generating systems and their application in load flow studies,” *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 76, no. 9, pp. 844–856, 2006, doi: <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2005.10.012>.
 - [17] R. Hemmati, H. Saboori, and S. Saboori, “Assessing wind uncertainty impact on short term operation scheduling of coordinated energy storage systems and thermal units,” *Renew. Energy*, vol. 95, pp. 74–84, 2016, doi: 10.1016/j.renene.2016.03.054.
 - [18] H. Wang, X. Xu, Z. Yan, Z. Yang, N. Feng, and Y. Cui, “Probabilistic static voltage stability analysis considering the correlation of wind power,” *2016 Int. Conf. Probabilistic Methods Appl. to Power Syst. PMAPS 2016 - Proc.*, no. 2, 2016, doi: 10.1109/PMAPS.2016.7764142.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem o apoio financeiro da FAPESP, Projeto nº. 2018/20104-9, e CNPq 43865/2018-6.

DADOS BIOGRÁFICOS



(1) LIVIA ALBURGUETTI

Graduada pela UNIFEI (Universidade Federal de Itajubá) em 2009, tendo recebido o título de Engenheira Eletricista. Mestre pela UNIFEI (Universidade Federal de Itajubá) em 2013, em estudos de campos elétricos e magnéticos em subestações isoladas a ar. Atualmente cursa doutorado em Engenharia de Energia pela UFABC (Universidade Federal do ABC) em análise de estabilidade de tensão em sistemas elétricos com geradores eólicos e, trabalha na empresa AKKA Technologies Spain desde 2018 com cargo de Engenheira Eletricista Sênior especialista em Conexão de Parques Eólicos a Sistemas Elétricos.

(2) YURI DE LIMA BARBOSA

Atualmente trabalha na Companhia de Saneamento Básico do Estado de São Paulo (Sabesp). Possui graduação sanduíche em Engenharia de Energia pela Universidade Federal do ABC (2017) e pela Indiana Institute of Technology (2014), graduação em Ciência e Tecnologia pela Universidade Federal do ABC (2015) e mestrado em Energia pela Universidade Federal do ABC (2021). Recebeu o Prêmio CREA-SP de Formação Profissional pela graduação em Engenharia de Energia (2017). Atua nos estudos de integração de geração eólica no sistema interligado e em equipamentos elétricos.

(3) RODRIGO ANDRADE RAMOS

Rodrigo Andrade Ramos possui graduação (1997), mestrado (1999) e doutorado (2002) em Engenharia Elétrica pela Universidade de São Paulo. Atualmente é Professor Associado do Departamento de Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia de São Carlos, no campus de São Carlos da Universidade de São Paulo. Atuou também como Professor Visitante na University of New South Wales, Austrália e como Professor Associado Visitante na University of Waterloo, Canadá. Foi editor associado da IEEE Transactions on Sustainable Energy e atualmente é editor associado da IEEE Transactions on Smart Grid.

(4) AHDA PIONKOSKI GRILO PAVANI

É professora associada da Universidade Federal do ABC (UFABC). Possui doutorado em Engenharia Elétrica pela UNICAMP em 2008 com bolsa FAPESP e realizou estágio de pós doutoramento pela UNICAMP em 2009 e pela University of Alberta em 2013. Atua na integração de geração eólica e fotovoltaica, considerando tanto o sistema interligado quanto redes de distribuição, com operação como microrredes. É editora associada dos periódicos Journal of Control Automation and Electrical Systems e IEEE Transactions on Sustainable Energy.

(5) RAFAEL MARTINI SILVA

Possui graduação em engenharia elétrica pela Universidade Tecnológica Federal do Paraná Campus Cornélio Procopio (2018) e mestrado em engenharia elétrica (2020) pela mesma universidade, em estudo de controles corretivos para manutenção da margem de estabilidade de tensão do sistema elétrico. Atualmente é pesquisador na empresa Lactec, desempenhando atividades relacionadas à automação industrial, implementação de sistemas embarcados, aprendizagem de máquinas, visão computacional e otimização, utilizando MATLAB, C e, principalmente, Python.