ANÁLISE DO EFEITO DE SOMBREAMENTO EM GERAÇÃO FOTOVOLTAICA UTILIZANDO REDES NEURAIS SOM

Douglas S. Lasch*, Moises M. Santos*, Maurício Campos*, Maurício Sperandio[†] e Paulo S. Sausen* *Universidade Regional do Noroeste do Estado do Rio Grande do Sul - UNIJUÍ

E-mails: douglas.lasch@sou.unijui.edu.br,moises.santos@unijui.edu.br, campos@unijui.edu.br, sausen@unijui.edu.br [†]Universidade Federal de Santa Maria - UFSM

Resumo-O aumento da potência gerada em unidades de geração distribuída está ocasionando uma mudança no perfil do fluxo de potência nos sistemas de distribuição. Nesse contexto, no presente artigo foi desenvolvido um algoritmo para estimar a potência injetada à rede de distribuição na área urbana da cidade de Ijuí/RS a partir de fontes fotovoltaicas. O algoritmo obtém dados de uma estação meteorológica e através do modelo matemático de módulos fotovoltaicos é estimada a potência total que está sendo gerada. Para validação do modelo foi realizada a comparação da estimativa com os dados de uma unidade de minigeração. A partir da teoria de Redes Neurais SOM é realizada a separação dos dados de geração em três perfis conforme o padrão de sombreamento. A partir dos dados obtidos, podem ser abertos novos estudos para avaliação do comportamento do sistema elétrico de potência em função das oscilações na geração distribuída.

Palavras Chave – Distribuição, Geração fotovoltaica, Matlab, Mapa Auto Organizável.

I. INTRODUÇÃO

O efeito fotovoltaico, relatado por Edmond Becquerel, em 1839, resulta no surgimento de uma diferença de potencial nos extremos de uma estrutura de material semicondutor, produzida a partir da absorção da luz [1]. Pós crise do petróleo em 1970, o mundo buscou novas formas de geração que não agredissem o meio ambiente e, também, pudessem atender as demandas energéticas de cada nação [2]. No Brasil, um dos marcos para o crescimento de investimentos no setor de geração de energia fotovoltaica foi a publicação da Resolução Normativa nº 482/2012 da ANEEL. Esta resolução definiu as regras e o sistema de compensação de energia elétrica para unidades de micro e minigerações distribuídas. Diante disto, a geração de energia elétrica através da energia solar tem crescido exponencialmente nos últimos anos. Segundo dados do último Balanço Energético Nacional (BEN 2020 - Ano Base 2019), publicado pela Empresa de Pesquisa Energética, conforme apresentado na Fig. 1, no Brasil a energia solar apresenta uma participação de 1,5% na capacidade instalada. A maior participação continua sendo a de fontes hídricas, com 64,1% do total das fontes na capacidade instalada.

O acréscimo de unidades de micro e minigerações às redes de distribuição das concessionárias tem alterado o compor-



Figura 1. Participação das fontes na capacidade instalada.

tamento do fluxo de potência das mesmas. Em função da irradiação solar não ser constante ao longo do dia e por sofrer grandes variações em curtos intervalos de tempo em função de eventuais sombreamentos provocados por nuvens em movimento, a potência produzida por PVs apresenta variações expressivas, potencializando as incertezas operacionais nos sistemas de potência.

Há um crescente da acadêmia sobre os efeitos do sobreamento nos sistemas PVs. Em [7], [8] e [9] são discutidos os desempenhos de matrizes fotovoltaicas sob sombreamento. As pesquisas buscam por meio de identificação de situações de sombreamento realizar a desconexão das células afetadas para aumentar o rendimento, como pesquisas elaboradas por [6], [10], [11], [12], [13] e [14].

No intuito de dar uma contribuição acerca desse importante tema que envolve os efeitos do sobreamento, este trabalho traz dados reais de geração PV de unidades de micro e minigeração conectadas à rede de distribuição urbana da cidade de Ijuí/RS. Propõe-se o desenvolvimento de algoritmo para estimativa de geração de energia fotovoltaica, e a partir dos dados de geração utilizando o Mapa Auto Organizável ou SOM (*Self Organizing*) Map), realizar a clusterização de das curvas de geração.

II. MODELAGEM DO SISTEMA FOTOVOLTAICO

Para o desenvolvimento do algoritmo de estimativa de geração de energia fotovoltaica em tempo real, foi utilizado o software MATLAB®. O algoritmo consiste na modelagem matemática dos painéis fotovoltaicos a partir da entrada dos dados técnicos de cada uma das unidades de micro e minigeração conectadas à rede de distribuição, e também das informações de irradiação solar e temperatura ambiente adquiridas em uma estação meteorológica. Para a modelagem matemática foi utilizado o circuito elétrico equivalente da célula solar, modelo de um diodo, também conhecido como modelo real. A Fig. 2 apresenta o circuito equivalente, onde são apresentados os demais componentes, o diodo, resistência paralela, e resistência série.



Figura 2. Circuito equivalente da célula fotovoltaica (modelo real).

Aplicando a Lei dos Nós de Kirchhoff no circuito equivalente apresentado na Fig. 2, obtemos a expressão que corresponde a corrente de saída da célula:

$$I_{cel} = I_{ph} - I_d - I_{sh} \tag{1}$$

A fotocorrente $I_{ph}[A]$ depende diretamente do nível de irradiação solar $G_a[W/m^2]$, e também da temperatura ambiente $T_a[{}^{\circ}K]$, e pode ser expressa por Eq. 2. A proporcionalidade da fotocorrente com a irradiação é apresentada na equação Eq. 3.

$$I_{ph} = I_0 + K_0 (T_c - T_{ref})$$
(2)

$$I_0 = \frac{G_a I_{sc}}{G_{ref}} \tag{3}$$

Na Eq. 3, G_{ref} tem valor definido de $1000[W/m^2]$ e corresponde à referência da irradiação solar e I_{sc} é a corrente de curto circuito obtida no catálogo dos fabricantes. Já na Eq. 2 T_{ref} é a referência de temperatura ambiente, K_0 corresponde ao coeficiente de temperatura da corrente de curto circuito e T_c é a temperatura de operação da célula.

$$T_c = T_a + G_a \frac{NOCT - 20^{\circ}C}{800W/m^2}$$
(4)

A temperatura real de operação da célula é corrigida pela Eq. 4 e leva em conta a temperatura ambiente T_a , a irradiação solar incidente na célula G_a , além do parâmetro NOCT (*Normal Operating Cell Temperature*) que é fornecido pelo fabricante do painel e varia geralmente entre 45°C e 49°C. NOCT é definido como a temperatura da célula quando a temperatura ambiente for 20°C, a irradiação solar for de $0, 8kW/m^2$ e a velocidade do vento for igual a 1m/s.

A corrente no diodo é definida na Eq. 5:

$$I_d = I_{sat} \left[exp\left(\frac{q}{n.k.T_c} (V_{cel} + R_s I_{cel}) \right) - 1 \right]$$
(5)

Sendo:

$$I_{sat} = I_{or} \left(\frac{T_c}{T_{ref}}\right)^{\frac{3}{n}} exp\left[-\frac{q.E_g}{n.k} \left(\frac{1}{T_{ref}} - \frac{1}{T_c}\right)\right]$$
(6)

E:

$$I_{or} = \frac{I_{sc}}{\left[exp\left(\frac{q.V_{oc}}{n.k.T_{ref}}\right) - 1\right]}$$
(7)

Onde:

- I_{sat} corrente de saturação do diodo [A];
- q carga do elétron: 1, $6x10^{(-19)}[C]$;
- n fator de idealização: 1,525;
- k constante de Boltzmann: $1,38x10^{(-23)}[J/K]$;
- V_{cel} tensão da célula [V];
- R_s resistência série Ω ;
- I_{or} corrente de saturação do diodo em $T_r[A]$;
- E_g gap energy: 1,11[eV]; e
- V_{oc} tensão de circuito aberto por célula [V].

A corrente paralelo $I_{sh}[A]$ é definida por:

$$I_{sh} = \frac{V_{cel} + R_s I_{cel}}{R_{sh}} \tag{8}$$

A contribuição da corrente de curto circuito no modelo matemático apresenta um valor muito baixo de variação, desta forma a contribuição desta corrente foi desprezada no modelo. A resistência série pode ser calculada por:

$$R_s = -\frac{\delta V_{cel}}{\delta I_{voc}} - \frac{1}{X_{vcel}} \tag{9}$$

Em que:

$$X_{vcel} = \frac{I_o.q}{n.k.T_{ref}} exp\left(\frac{q.V_{oc}}{n.k.T_{ref}}\right)$$
(10)

Mais detalhes sobre o modelo matemático são encontrados na bibliografia.[5].

III. REDE NEURAL - SOM(Self Organizing Map)

Os Mapas Auto-Organizáveis são uma classe especial de redes neurais baseadas na aprendizagem competitiva. [4]. O algoritmo SOM é utilizado para reconhecimento de padrões. O principal objetivo do Mapa Auto-organizável é transformar um padrão de sinal incidente de dimensão arbitrária em um mapa discreto unidimensional ou bidimensional. O algoritmo SOM é definido como uma transformação Φ não-linear, que mapeia um espaço de entrada E contínuo, cuja topologia é definida pela relação métrica dos vetores de dados D, que pertence à E, para um espaço de saída S discreto, cuja topologia é definida por um conjunto de modelos M dispostos em uma grade bidimensional, como mostra a Fig. 3. Normalmente essa rede de neurônios é interligada por conexões sinápticas (pesos) hexagonais.



Figura 3. Uma transformação Φ : E - S em um mapa 4x4 com conexões hexagonais.

O padrão de sinal incidente é um dado de entrada, composto por um vetor de dimensão arbitrária "n" (variáveis). O mapa é formado por neurônios, contendo modelos que também são vetores de dimensão "n" (pesos sinápticos), conectados entre si como uma rede. O processo de ordenação acontece em três processos e consiste em encontrar o modelo que melhor represente um dado de entrada na rede (vencedor). Esses processos são designados de competitivo, cooperativo e adpativos, a seguir detalhados.

A. Processo competitivo

O processo competitivo visa identificar os neurônios que melhor representam dados de entrada na rede. Nesse caso, sendo uma base de dados com "m" elementos de "n" variáveis (v), um vetor de dado de entrada (t) é caracterizado por:

$$D_t = [v_1, v_2, ..., v_n], t = 1, 2, ..., n$$
(11)

Numa rede contendo "x" neurônios, o vetor do modelo de pesos sinápticos (p) de cada neurônio (k) tem a mesma dimensão que o espaço de entrada (n):

$$M_k = [p_{k1}, p_{k2}, ..., p_{kn}], k = 1, 2, ..., x$$
(12)

Busca-se o modelo que melhor represente o vetor de entrada comparando o produto interno $M(k)^T \ge D_i$ para k variando de 1 a "x", e seleciona-se o maior. A posição do modelo vencedor na rede será o centro da função de vizinhança topológica, que definirá o processo cooperativo a seguir.

B. Processo comparativo

Após ser definido o centro, a função de vizinhança deve ajustar com maior ênfase os neurônios imediatamente vizinhos ao vencedor e decair com a distância lateral. Para isso essa função deve satisfazer o seguinte:

• ser simétrica em relação ao centro (foco);



Figura 4. Representação do processo competitivo, todos os modelos recebem a mesma informação (D1), mas apenas um é ativado (M6).

 possuir amplitude máxima no centro, e decrescer com a distância lateral até zero, o que é uma condição necessária para a convergência.

Uma escolha típica para isso é a função gaussiana, que não varia com a translação:

$$h_{k,l(t)}(i) = exp\left(\frac{d_{k,l}^2}{2\sigma(i)^2}\right) \tag{13}$$

Em que:

- h_{k,l(t)}(i) = função de vizinhança para o vizinho (k) em relação ao vencedor (l) para o dado (t) na iteração (i), determina o nível de cooperação;
- d²_{k,l} = distância lateral entre o vizinho (k) e o neurônio vencedor (l);
- σ(i) = largura da vizinhança (abrangência) na iteração (i).

A Fig.5 mostra uma típica curva gaussiana, onde a amplitude determina o nível de cooperação entre o vencedor e seus vizinhos, e a Fig. 6 demonstra a abrangência da função de vizinhança em uma mapa 4x4 de topologia hexagonal.

Outra característica deste processo é que o tamanho da vizinhança topológica (σ) deve diminuir ao longo das iterações. Uma escolha plausível para tal função é o decaimento exponencial:

$$\sigma(i) = \sigma_0 exp\left(\frac{i}{\tau_1}\right) \tag{14}$$

Em que:

- $\sigma(i)$ = tamanho da vizinhança na iteração (i);
- σ_0 = vizinhança máxima inicial;
- *i* = n° da iteração;
- τ_1 = constante de tempo.



Figura 5. Um exemplo de função de vizinhança gaussiana.



Figura 6. Função de vizinhança aplicada em um mapa hexagonal 4x4.

C. Processo adaptativo

Esse é o último processo de uma iteração na formação autoorganizada de um mapa de características, quando o vetor de pesos sináptico M_k é modificado em relação ao vetor de entrada D_t através da seguinte expressão:

$$M_k(i+1) = M_k(i) + \alpha(i) * h_{k,l(t)}(i) \left(D_t - M_k(i)\right)$$
(15)

Em que:

- M_k(i + 1) = modelo k para adaptado para a próxima iteração;
- $M_k(i)$ = modelo k na iteração atual (i);
- $\alpha(i)$ = taxa de aprendizagem na iteração (*i*);
- $h_{k,l(t)}(i) = n$ ível de cooperação na iteração (i);
- D_t = dado de entrada (t).

A taxa de aprendizagem também deve diminuir ao longo das iterações, o que corresponde ao caso da aproximação estocástica, começando de um valor inicial $\alpha 0$ e decrescendo gradualmente com o aumento das iterações (*i*). Aqui também pode ser aplicado o decaimento exponencial como mostra:

$$\alpha(i) = \alpha_0 exp\left(\frac{i}{\tau_2}\right) \tag{16}$$

Em que:

- $\alpha(i)$ = taxa de aprendizagem na iteração (*i*);
- α_0 = taxa de aprendizagem na primeira iteração;
- τ_2 = constante de tempo.

Ao longo desses processos competitivo, cooperativo e adaptativo, após várias iterações, obtém-se um mapa que apresenta os dados associados aos seus neurônios, de forma que padrões similares encontram-se em neurônios contíguos. Como resultado, a rede SOM propícia a visualização de dados com grandes dimensões, convertendo complexas relações estatísticas não-lineares entre esses dados em simples relações geométricas, ou topológicas, em uma superfície de pequena dimensão. Consequentemente existe uma compressão de informação, mas sem perder a métrica ou hierarquia da relação entre os elementos expostos no mapa, e podendo também abstrair características intrínsecas da relação das variáveis envolvidas. Mais informações acerca a rede neural SOM são encontrados em [3].





Figura 7. Fluxograma Macro

Os processos identificados no fluxograma são:

- Estação meteorológica faz a leitura da irradiação solar e temperatura ambiente, através de protocolo de comunicação FTP, é enviado um arquivo com os dados obtidos na estação nos últimos dez minutos;
- Software Auto FTP Manager transfere os arquivos da nuvem para a pasta local do computador;
- Excel automaticamente realiza a leitura da pasta especificada no computador a cada minuto, unindo em um único arquivo as informações de irradiação e temperatura ambiente;
- Algoritmo no Matlab a cada minuto realiza a leitura do arquivo que contém os dados da estação meteorológica e

também o arquivo que contém as características técnicas das unidades de micro e minigeração cadastradas.

A estimativa da potência total de geração fotovoltaica na área urbana da cidade de Ijuí utiliza o modelo matemático descrito na seção II. As informações necessárias para o funcionamento, irradiação solar e temperatura ambiente, provêm de uma estação meteorológica instalada sobre o prédio da sede acadêmica da Universidade Regional do Noroeste do Estado do Rio Grande do Sul (UNIJUI). Para a validação do modelo foi realizada a coleta de dados reais de geração de uma unidade de minigeração conectada a rede de distribuição do Departamento Municipal de Energia de Ijuí. A Fig. 8 apresenta a comparação entre os dados reais e o modelo matemático de estimação de geração fotovoltaica, onde apresentou uma precisão de 97,81% na integralização da área.



Figura 8. Validação do modelo matemático de estimativa de geração fotovoltaica.

O algoritmo de estimação de geração além de apresentar na forma gráfica a curva de potência gerada, realiza também o salvamento de um arquivo com os dados de geração para que seja armazenado em um banco de dados. Os dados de geração distribuída estimados alimentam um arquivo que é utilizado para o mapeamento da característica da curva de potência, utilizando o algoritmo de Mapa Auto-Organizável (SOM).

A. Resultados e Discussões

A Fig. 9 apresenta o fluxo do processo de análise de sombreamento utilizando os mapas auto-organizáveis. Foram inseridas as curvas de geração de 60 dias, para que o algoritmo classifique em 3 padrões de sombreamento distintos ocorridos no período. O algoritmo SOM realiza o agrupamento (*clustering*) das curvas que apresentam características mais semelhantes, desta forma é possível determinar um padrão de sombreamento ocorrido no dia.

V. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A partir da clusterização de curvas de geração, por características de transitórios de sombreamento, podem ser levantadas informações junto ao sistema elétrico de potência local, e verificar se em dias em que ocorreram os maiores perfis de sombreamento, houve uma alteração no comportamento de controle dos níveis de tensão nas redes de distribuição. Tais condições podem implicar em um excessivo número de



Figura 9. Fluxo da Rede Neural - SOM

operações de comutação de transformadores que realizam a regulação de tensão, reduzindo a vida útil dos mesmos. Nesse sentido, a metodologia proposta traz informações especialmente úteis para o desenvolvimento de novas estratégias de controle e regulação de tensão.

AGRADECIMENTOS

O presente trabalho foi realizado com o apoio financeiro da Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado do Rio Grande do Sul (FAPERGS) a partir do Edital 04/2019 – ARD (19/2551-0001329-9).

REFERÊNCIAS

- A.L.P.S. Campos, A.V.A. Farias, L.A. De Farias, V.N.P. Júnior, B.P. Da Costa, and I.P.De Macedo, "Investigação Experimental Da Geração De Energia Elétrica Solar Fotovoltáica", in *Holos*, 3:82, 2010.
- [2] G.D.P.Da Silva and M.J.R. Souza. "Estimativa De Geração De Energiaatravés De Um Sistema Fotovoltaico: Implicações Para Um Sistema Flutuante No Lago Bolonha, Belém-Pará", in *Revista Brasileira de Energias Renováveis*, 6(2), 2017.
- [3] T. Kohonen, "Self-Organizing Maps", in Berlim, 3 ed. edition, 2001.
- [4] A. G.De Pinho, "Mineração de Dados com Mapas de Kohonen: Uma Abordage no Setor Financeiro Data Mining With Kohonen Maps: an Approach in Financial Sextor.", in *Pensamento Conteporâneo em Administração*, 2:39–49, 2008.
- [5] G. Walker, "Evaluating MPPT converter topologies using a matlab PV model", in *Journal of Electrical and Electronics Engineering, Australia*, 21(1):49–55, 2001.
- [6] Liu, Yanli and Pang, Zhichao and Cheng, Ze, "Research on an adaptive solar photovoltaic array using shading degree model-based reconfiguration algorithm." 2010 Chinese Control and Decision Conference, CCDC 2010, Vol. 1, No. 3, 2356–2360,(2010).
- [7] Ali, Ben Si and Benalia, Nadia and Nora, Nadia Zerzouri, "Effect of partial shading on the PV system performances." 2018 6th International Conference on Control Engineering and Information Technology, CEIT 2018, No. October, 1–4,(2018). IEEE.
- [8] Belyaev, P. V. and Mischenko, V. S. and Podberezkin, D. A. and Em, R. A., "Estimation of photovoltaic module shading." 2016 Dynamics of Systems, Mechanisms and Machines, Dynamics 2016, 2–6, (2017).
- [9] Laamami, Samah and Benhamed, Mouna and Sbita, Lassaad, "Analysis of shading effects on a photovoltaic array." *International Conference on Green Energy and Conversion Systems, GECS 2017*,(2017).
- [10] Viehweger, Christian and Hartmann, Benedict and Keutel, Thomas and Kanoun, Olfa, "Simulation of Shading Effects on the power output of solar modules for enhanced efficiency in photovoltaic energy generation." *Conference Record - IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference*, No. 1, 610–613,(2014).

- [11] Karatepe, Engin and Hiyama, Takashi and Boztepe, Mutlu, "Power controller design for photovoltaic generation system under partially shaded insolation conditions." 2007 International Conference on Intelligent Systems Applications to Power Systems, ISAP, (2007).
- [12] Hariharan, R. and Chakkarapani, M. and Saravana Ilango, "A Method to Detect Photovoltaic Array Faults and Partial Shading in PV Systems." *IEEE Journal of Photovoltaics*, Vol. 6, No. 5, 1278–1285,(2016).
- [13] Maki, Anssi and Valkealahti, Seppo, "Effect of photovoltaic generator components on the number of MPPs under partial shading conditions." *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Vol. 28, No. 4, 1008– 1017,(2013).
- [14] Rani, B. Indu and Ilango, G. Saravana and Nagamani, Chilakapati, "Enhanced power generation from PV array under partial shading conditions by shade dispersion using Su Do Ku configuration." *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, Vol. 4, No. 3, 594–601,(2013).