

APLICAÇÃO DE MÉTODO INTELIGENTE PARA CLASSIFICAÇÃO DA PERDA DE SINCRONISMO EM GERADORES SÍNCRONOS

Felipe Prudente Peres Gontijo*. Aurélio Luiz Magalhães Coelho**.
Sandro Carvalho Izidoro***. Ivan Paulo de Faria ****

* Universidade Federal de Itajubá - Campus de Itabira; e-mail: felipegontijo1993@gmail.com

** Universidade Federal de Itajubá - Campus de Itabira; e-mail: aurelio.coelho@unifei.edu.br

*** Universidade Federal de Itajubá - Campus de Itabira; e-mail: sandroizidoro@unifei.edu.br

**** Universidade Federal de Itajubá - Campus de Itabira; e-mail: ivan.faria@unifei.edu.br

Abstract: Loss of synchronism is characterized by the occurrence of events that cause load angle variations and rotor acceleration or breaking. So, the system may become unstable and the generator can not return to synchronous speed depending on the occurrence severity. Therefore, given the occurrence of this event, the machine will be subject to several consequences that are capable of causing damage to the synchronous generator and, consequently, economic losses. Thus, this work addresses the implementation of intelligent methods aiming at the classification of out-of-step condition in synchronous generators. A comparison is also made between the proposed classification technique and the existing conventional methods used in protective relays.

Resumo: A perda de sincronismo é caracterizada através da ocorrência de eventos que provocam variações do ângulo de carga e aceleração ou frenagem do rotor e, dependendo da severidade da ocorrência, pode o sistema se tornar instável, não sendo possível o gerador retornar à velocidade síncrona. Portanto, dada a ocorrência deste evento, a máquina estará sujeita a diversas consequências que são capazes de ocasionar danos ao gerador síncrono e, consequentemente, prejuízos econômicos. Sendo assim, este trabalho aborda a implementação de um método inteligente visando a classificação da perda de sincronismo em geradores síncronos. Busca-se também realizar a comparação entre a técnica de classificação proposta e os métodos convencionais existentes utilizados em relés de proteção.

Keywords: Out-of-step; Synchronous Generators; Protective Relays; Artificial Neural Networks; Classification.

Palavras-chaves: Perda de Sincronismo; Geradores Síncronos; Relés de Proteção; Redes Neurais Artificiais; Classificação.

1. INTRODUÇÃO

Com a expansão do cenário de demanda energética no Brasil, dado o crescimento social e econômico nos últimos anos, torna-se necessário que o processo de geração de energia seja mais confiável e contínuo. Neste aspecto, os recursos hídricos desempenham um papel fundamental por se tratarem da principal fonte de energia do país. Segundo Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), o potencial hídrico instalado corresponde à aproximadamente 61% do modelo energético brasileiro. Sendo assim, dada a complexibilidade e importância desta fonte, faz-se necessário investimentos no setor objetivando a busca por novas tecnologias visando o aprimoramento da confiabilidade do sistema elétrico de potência (SEP).

Os geradores síncronos são considerados os principais ativos no processo de geração de energia. São máquinas síncronas que convertem potência mecânica em potência elétrica alternada. Nos enrolamentos de campo e de armadura das máquinas se encontram o rotor e o estator, respectivamente.

Os polos magnéticos rotóricos podem ser classificados como salientes, possuindo baixa rotação e elevado número de polos, ou lisos, tendo elevada rotação e baixo número de polos. Devido às suas características, em geração hidráulica utiliza-se os geradores síncronos de polos salientes (E.-e. P. d. SILVEIRA, 2011). Durante a operação, há o equilíbrio entre a potência mecânica, provinda da máquina primária, e a potência elétrica fornecida pelo gerador síncrono. Com isso, têm-se uma aceleração resultante nula, ou seja, a velocidade rotórica é constante. Contudo, o SEP está sujeito a diversos tipos de eventos, como curtos-circuitos e perdas de grandes blocos de geração, capazes de afetar a estabilidade dessas máquinas. Estes eventos podem ocasionar variações indesejadas no ângulo de carga bem como na aceleração ou frenagem do rotor e, dependendo da gravidade da ocorrência, o sistema poderá se tornar instável, não sendo possível o retorno à velocidade síncrona e, dessa forma, acontece o que se chama de perda de sincronismo (P. P. de Carvalho Mendes, 2010). Quando da ocorrência deste evento, os geradores síncronos estarão sujeitos a cenários destrutivos, tais como: estresses nos enrolamentos, torques pulsantes e

ressonâncias mecânicas, que podem reduzir a vida útil do mesmo (J. Berdy, 1976).

Segundo (P. Kundur et al., 1994), a habilidade do sistema elétrico em manter as unidades geradoras em sincronismo após a ocorrência de um distúrbio é denominada estabilidade angular. O conceito desta, baseia-se em duas vertentes de estudo. O primeiro, denominado estabilidade angular para pequenos sinais, analisa o comportamento dos geradores síncronos quando há a ocorrência de pequenas perturbações como, por exemplo, variações normais de carga. O segundo, conhecido como estabilidade angular transitória, avalia a capacidade da manutenção do sincronismo perante a conjuntura de grandes distúrbios como, curtos-circuitos e perdas de grandes blocos de carga. Segundo (P. P. de Carvalho Mendes, 2010) é recomendado que este estudo seja realizado entre 5 a 20 s após a ocorrência das perturbações.

Para se evitar consequências prejudiciais à máquina durante a ocorrência do evento supracitado, utiliza-se a função "Proteção Contra Falta de Sincronismo" representada na *American National Standards Institute* (ANSI) como função ANSI 78. Esta função se baseia no conceito de proteção a distância, ou seja, por meio da trajetória da impedância de sequência positiva, vista pelos terminais do gerador em um plano R-X, consegue-se determinar a atuação ou não do relé (B. Pinheiro et al., 2017).

À medida que os SEPs foram aumentando em complexidade, as características dos tradicionais sistemas de proteção precisaram se adaptar. Devido a capacidade de processamento presente nos computadores, pôde-se desenvolver métodos inteligentes para a classificação e predição de eventos como a perda de sincronismo. Em (H. Zare et al., 2019) utilizou-se a técnica *bayesiana* e redes neurais artificiais (RNAs) para a predição de perda de sincronismo, comparando-as e verificando o melhor desempenho entre elas. Os autores em (W. Rebizant e K. Feser, 2001) propõem o desenvolvimento de uma RNA para classificação do fenômeno. Além destas, em (H. Talaat, 1999) o autor apresenta a elaboração de um relé de perda de sincronismo utilizando o conceito de lógica fuzzy. Vale destacar, que a inteligência artificial aplicada em funções de proteção vem sendo objeto de estudo entre vários pesquisadores. Em (Z. A. Barakat et al., 2019), é desenvolvida uma RNA visando a discriminação entre a perda de excitação em geradores síncronos e a ocorrência de oscilação de potência estável (OPE).

Para proporcionar respostas mais rápidas a estes cenários e evitar que consequências como as supracitadas ocorram, é necessário a utilização de métodos computacionais para uma melhor discriminação do evento e que acarrete em uma consequente melhoria nas tomadas de decisão dos dispositivos de proteção conectados ao sistema. Com isso, este trabalho apresenta a implementação de um classificador para a perda de sincronismo utilizando RNA comparando a sua atuação com os métodos convencionais de proteção utilizados em relés numéricos. Para isso, demonstrou-se ser necessário a utilização de apenas três variáveis como entrada, alcançando uma acurácia de 99.1%. As etapas da implementação deste processo são apresentadas na seção 3.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

Esta seção visa apresentar os tópicos necessários para a compreensão deste trabalho. Serão abordados os conceitos de perda de sincronismo e redes neurais artificiais.

2.1 Perda de Sincronismo e a Proteção ANSI 78

A ocorrência de distúrbios no sistema provoca oscilações nos geradores síncronos. Deste modo, haverá o deslocamento angular e o aparecimento de uma aceleração ou frenagem do rotor. Dependendo da severidade do evento, o retorno a velocidade síncrona não será possível, acarretando na perda de sincronismo da máquina. Com isso, caso não seja retirada de operação, levará ao surgimento de estresses nos enrolamentos, torques pulsantes e ressonâncias mecânicas que irão provocar a redução da vida útil da máquina (J. Berdy, 1976).

Sabendo-se da importância deste ativo no processo de geração de energia elétrica, faz-se necessário o emprego da proteção ANSI 78. Esta, visa monitorar o comportamento da trajetória da impedância durante a ocorrência de faltas em um plano R-X. Existem vários esquemas de proteção utilizados para se tratar o problema de perda de sincronismo. O método denominado MHO é considerado o mais simples dos esquemas pois, dada a ocorrência de uma OEP no sistema, este pode operar de maneira incorreta. O segundo, intitulado *Blinder* simples (Fig. 1) é o mais utilizado dentre os métodos conhecidos (B. R. Bordeira, 2011). Este método baseia-se no elemento MHO, juntamente com a inserção de dois *blindens* que apresentam comportamento linear no plano R-X. Quando em operação, esse esquema consegue diferenciar uma falta de uma oscilação no sistema e, caso esta oscilação seja instável, haverá a atuação do relé.

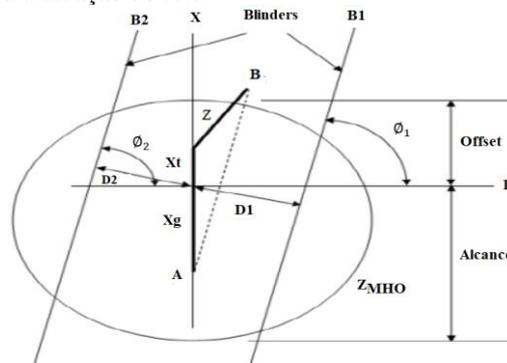


Fig. 1 *Blinder* simples (B. R. Bordeira 2011).

Portanto, conforme a Fig. 1, o desenvolvimento deste esquema é baseado nos parâmetros apresentados em (B. R. Bordeira, 2011).

2.2 Redes Neurais Artificiais

As RNAs são umas das principais ferramentas utilizadas em Machine Learning e foram desenvolvidas a partir dos trabalhos de Mc Culloch e Pitts (1943) e Cowanand Sharp (1988). Para uma RNA ser capaz de aprender ou generalizar um conteúdo, existe a amostra de treinamento. Essa amostra é composta por informações organizadas em pares -

entrada/saída - formando um banco de dados, de forma a responder adequadamente quando uma nova entrada, não presente na amostra de treinamento, for apresentada a rede.

O modelo do neurônio artificial é baseado no modelo do neurônio biológico, em que o artificial possui várias entradas e realizam conexões sinápticas com outros neurônios e, por fim, a saída é a somatória ponderada de todas as saídas. A Fig. 2 apresenta esse modelo. Nela podem-se identificar as entradas (p), o processo sináptico (w), o *bias* (favorecendo ou não a ativação do neurônio). Em seguida têm-se a função de ativação (f), e então a saída. A função de ativação pode ser, por exemplo, do tipo limiar, linear ou sigmoide (V. Y. Matsunaga 2018, M. A. Finocchio 2018)

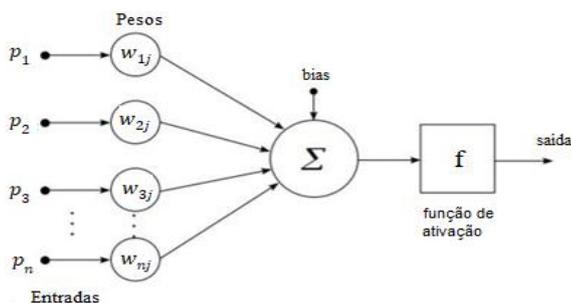


Fig. 2 Modelo de neurônio artificial (V. Y. Matsunaga 2018).

Dependendo do tipo de aplicação, a arquitetura das redes neurais pode sofrer modificações. Neste trabalho, será utilizado o modelo apresentado na Fig. 3. Na camada de entrada (*Input*), os parâmetros utilizados para a determinação de um padrão são inseridos. Na camada oculta (*Hidden Layer*), os dados provenientes da entrada são tratados e enviados para a camada de saída (*Output Layer*), que é responsável por determinar a saída do processo. Uma RNA pode ter várias camadas ocultas. Uma camada oculta é uma camada entre as camadas de entrada e de saída, onde os neurônios artificiais recebem um conjunto de entradas ponderadas e produzem uma saída através de uma função de ativação.

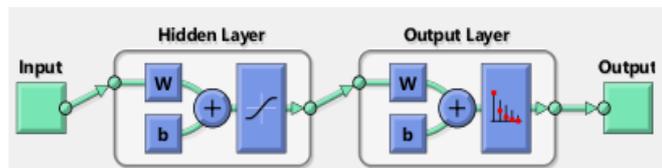


Fig. 3 Arquitetura da RNA para classificação.

3. METODOLOGIA

3.1 Modelagem do Sistema Teste e Banco de Dados Simulados

Para a realização de todo o estudo, primeiramente, modelou-se no *software Power System Computer Aided Design (PSCAD/EMTDC)* o sistema *IEEE 14 bus modified*, vide Fig. 4. Este sistema, proposto por (M. Asprou et al., 2015), permite a análise dinâmica do comportamento do gerador síncrono em oposição aos sistemas testes do IEEE que contém informações requeridas somente para a análise em regime permanente. Sendo assim, foram adicionadas 5 barras

para a inserção de 2 geradores e 3 compensadores síncronos presentes no sistema.

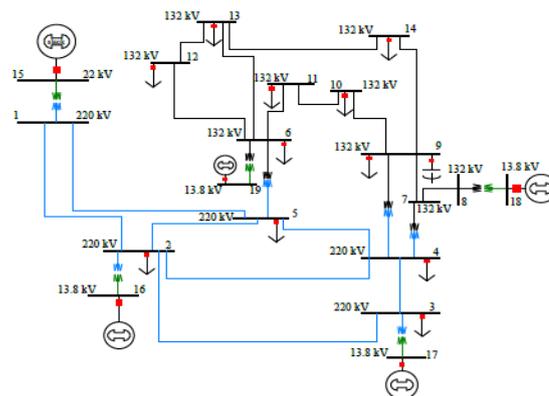


Fig. 4 - Sistema teste IEEE 14 barras modificado (M. Asprou et al. 2015)

Para a análise proposta neste trabalho, escolheu-se o gerador inserido na barra 15. Os parâmetros desta máquina são apresentados na Tabela 1.

Tabela 1 - Parâmetros do Gerador Síncrono – Barra 15 do Sistema Teste

Parâmetro	Descrição	Valor
S (MVA)	Potência Aparente	448
V (kV)	Tensão	22
H (s)	Constante de Inércia	2,656
x_d (p.u)	Reatância de Eixo Direto	1.67
x_d' (p.u)	Reatância Transitória de Eixo Direto	0,265
x_d'' (p.u)	Reatância Subtransitória de Eixo Direto	0,205
x_q (p.u)	Reatância de Eixo de Quadratura	1,6
x_q' (p.u)	Reatância Transitória de Eixo de Quadratura	0,460
x_q'' (p.u)	Reatância Subtransitória de Eixo de Quadratura	0,205

Posteriormente, obteve-se graficamente e numericamente os dados referentes às variáveis necessárias para a compreensão do efeito produzido durante e após a aplicação das faltas. Esses dados, correspondem aos parâmetros importantes para a avaliação da estabilidade da máquina como, por exemplo, o ângulo de carga e a potência ativa. Com isso, realizou-se a comunicação entre os *softwares PSCAD/EMTDC* e *Matrix Laboratory (MatLab)*, objetivando a transferência de dados entre as plataformas, este último usado para implementação da RNA.

Foram realizadas 200 simulações de curto-circuito, em diversos instantes de tempo e barras do sistema, do tipo monofásico, bifásico, bifásico-terra e trifásico, das quais 100

faltas que acarretaram na perda de sincronismo e 100 que provocavam oscilações no sistema, visando gerar informações relevantes para o aprendizado da rede. Para a comprovação das consequências ocasionadas pelas faltas no gerador síncrono, verificou-se o comportamento de alguns parâmetros da máquina como o ângulo de carga, potência ativa e tensão.

As Figs. 5 e 6 mostram, respectivamente, dois casos de faltas que foram provocadas para simular condições de perda de sincronismo e de OEP. Aplicando-se no terminal do gerador, no instante de 15 s, um curto-circuito trifásico de 700 ms, percebeu-se que o ângulo de carga (δ) apresentou crescimento monotônico, vide Fig. 5, e a potência elétrica (P_e) sofreu oscilações instáveis constantes, como apresentado na Fig. 6. De acordo com os resultados obtidos em (B. R. Bordeira, 2011), esse comportamento pós-falta indica a ocorrência da perda de sincronismo, sendo necessária a sua remoção imediata.

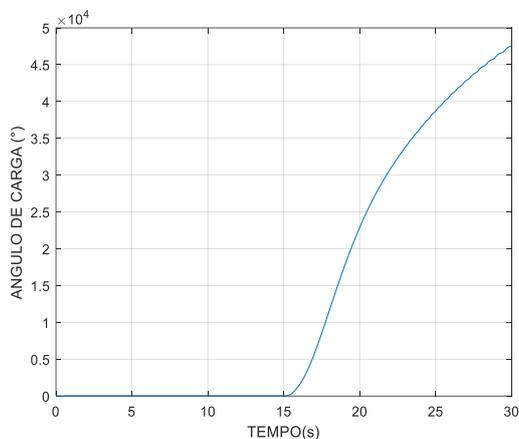


Fig. 5 Ângulo de carga para um curto-circuito trifásico de 700 ms no terminal do gerador.

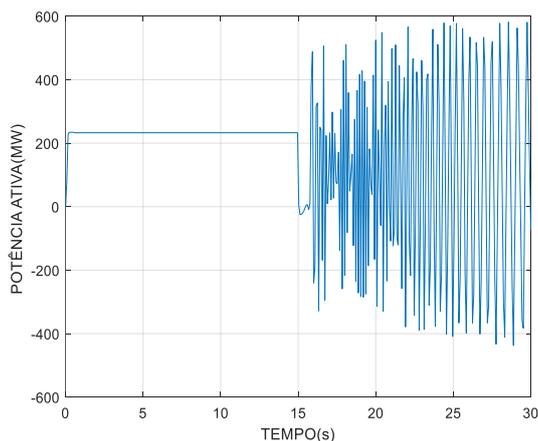


Fig. 6 Potência elétrica para um curto-circuito trifásico de 700 ms no terminal do gerador.

Para um distúrbio bifásico de 400 ms no barramento 5, ver Fig. 4, os parâmetros supracitados, vide Figs. 7 e 8, apresentaram comportamento oscilatório durante um período, contudo, estes retornaram as suas condições em regime permanente posteriormente.

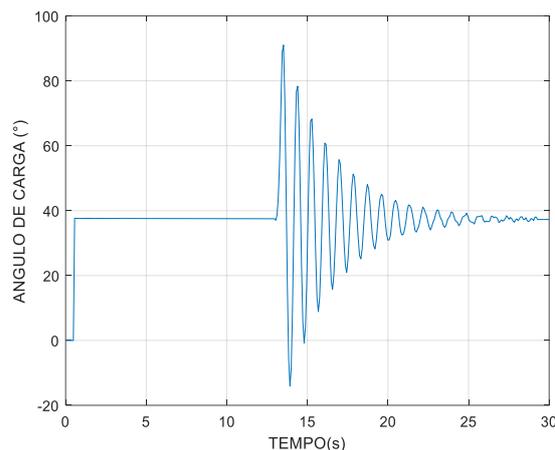


Fig. 7 Ângulo de carga para um curto-circuito bifásico de 400 ms na barra 5.

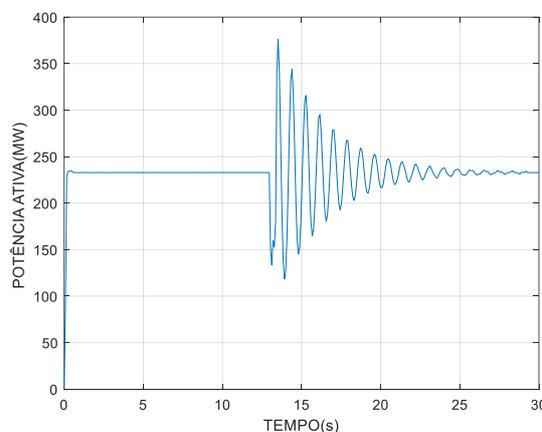


Fig. 8 Potência elétrica para um curto-circuito bifásico de 400 ms na barra 5.

3.2 Implementação da RNA para Classificação dos Eventos

Após a geração dos dados simulados em cenários de perda de sincronismo, fez-se uso da ferramenta *Neural Net Pattern Recognition Tool (nprtool)* presente no *software* MatLab, e desenvolveu-se uma rede neural capaz de classificar o evento perda de sincronismo. Esta RNA visa caracterizar a ocorrência ou não do fenômeno em estudo possuindo, portanto, duas saídas.

Com o objetivo de se obter melhor acurácia para o projeto proposto, diversificou-se a quantidade de variáveis de entrada. Estas, são compostas por 200 eventos, sendo estes avaliados durante 15 s e com 189 *time-steps*, após o episódio de distúrbio no sistema elétrico. Visando obter uma melhor performance da RNA implementada, houveram variações do número de camadas ocultas. Sendo utilizado para os casos de uma, duas e três entradas, 15, 12 e 7 camadas ocultas respectivamente. Para a avaliação dos resultados gerou-se uma Matriz de Confusão (*Confusion Matrix* – Fig. 9). Esta permite analisar a performance do classificador proposto durante o treinamento, validação e testes da rede neural. Cada linha da matriz representa as instâncias em uma classe prevista, enquanto cada coluna representa as instâncias em

uma classe real (Stephen V, 1997) classe 1 representa o evento perda de sincronismo e a classe 2 a não ocorrência deste. Com isso, percebe-se que para somente uma variável na entrada, durante a fase de testes, obteve-se 98% de acurácia.



Fig. 9 Matriz de confusão com uma entrada.

Posteriormente, foi acrescentado à entrada a potência elétrica. Dessa forma, conseguiu-se obter uma acurácia de 98,9%. Objetivando analisar o comportamento do classificador proposto, adicionou-se às entradas os parâmetros tensão, corrente e potência reativa. Contudo, percebeu-se que apenas a tensão provocou o incremento da precisão da rede neural, alcançando 99,1% durante a fase de testes, como indicado na Fig.10.

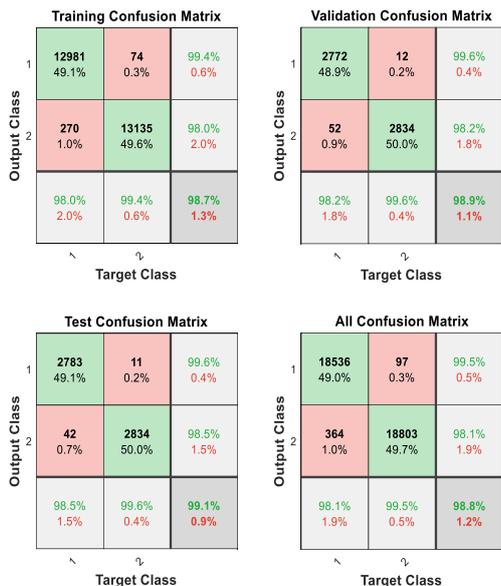


Fig.10 - Matriz de confusão com três entradas.

3.3 Implementação da Característica ANSI 78

Baseando-se na subseção 2.1, desenvolveu-se o esquema *blinder* simples da função ANSI 78, através de uma rotina no Matlab, para o gerador síncrono em estudo. Com isso, buscou-se avaliar a correta parametrização do esquema de proteção. Para a falta trifásica de 700 ms no terminal da máquina, aferiu-se o comportamento da trajetória da impedância R-X no tempo, conforme Fig. 11. Percebe-se que a característica obtida sugere uma suposta atuação do relé pois, conforme explicitado, a impedância atravessou o esquema de proteção caracterizando assim, a ocorrência da perda de sincronismo.

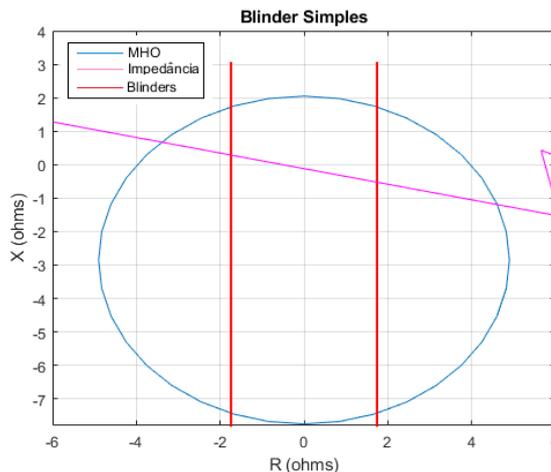


Fig. 11 Esquema blinder simples para um curto-circuito trifásico de 700 ms no terminal do gerador.

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Com o objetivo de validar a rede neural proposta, gerou-se dados de entrada diferentes dos utilizados para a modelagem. Com isso, verificou-se o tempo necessário para a detecção do tipo de evento ocorrido: perda de sincronismo ou não. Posteriormente, através do esquema de proteção *blinder* simples, utilizado em relés convencionais, verificou-se o tempo que a trajetória da impedância levou para atravessar ambos os *blindings* e sair do elemento MHO.

Visando a não ocorrência do processo denominado *overfitting*, fenômeno no qual a RNA decora padrões de entrada, foram utilizadas, para a aferição dos resultados, entradas diferentes das apresentadas no treinamento da RNA. Para isso, utilizou-se a função *results* no software MATLAB. Esta, permite inserir entradas distintas das utilizadas na ferramenta *Neural Net Pattern Recognition Tool*.

Em casos onde haja a ocorrência do evento, simulou-se um possível envio de sinal de *trip* (atuação) para a saída do relé, sendo este representado pelo nível lógico 1. Portanto, para a ocorrência de um curto-circuito trifásico de 300 ms no terminal do gerador, a rede neural proposta conseguiu detectar o evento com 273 ms. Já a tradicional trajetória da impedância representada pelo método *blinder* simples atravessou o esquema de proteção aos 463 ms. A Fig. 12 ilustra esses tempos para os dois métodos.

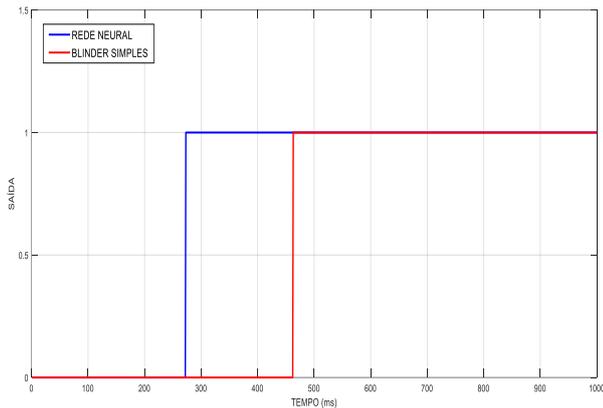


Fig. 12 - Tempo de atuação da função ANSI 78 para um curto-circuito de 300 ms considerando os dois métodos analisados.

Em seguida, para um distúrbio de 500 ms, a rede neural desenvolvida conseguiu captar o evento em 332 ms, enquanto o tradicional esquema *Blinder Simples* encontrado em relés, enviou o sinal para a saída com 703 ms. A Fig. 13 ilustra esses tempos para os dois métodos.

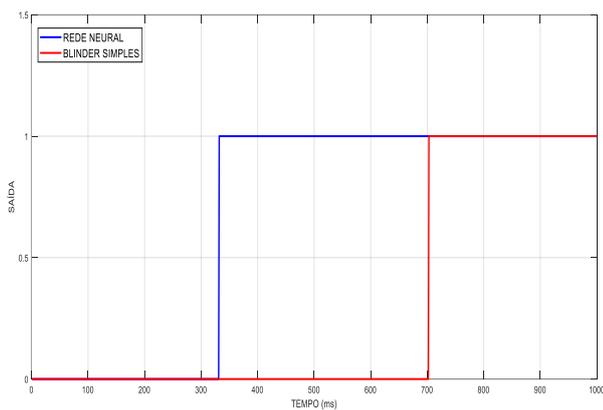


Fig. 13 - Tempo de atuação da função ANSI 78 para um curto-circuito de 500 ms considerando os dois métodos analisados.

5. CONCLUSÃO

Neste trabalho, a rede neural modelada, apresentou respostas eficazes para a detecção do evento. Percebe-se, na seção resultados, que o tempo de atuação do modelo proposto foi mais rápido, em todos os eventos simulados, que o tradicional esquema de proteção *Blinder Simples*. Para isso, demonstrou-se ser necessário a utilização de apenas 3 parâmetros, ângulo de carga, potência elétrica e tensão, da máquina para a classificação da perda de sincronismo. Por fim, como trabalho futuro, sugere-se o desenvolvimento de um classificador utilizando outros métodos de inteligência artificial, como a lógica *Fuzzy* (H. Talaat 1999), e compará-lo com o proposto neste trabalho. Ademais, devido à importância deste fato, indica-se a realização de sua predição para a retirada da máquina precedentemente a ocorrência da perda de sincronismo.

REFERÊNCIAS

- B. Pinheiro, L. Silva, P. Silveira, and A. M. Coelho, "Simulação em tempo real para avaliação da proteção de perda de excitação e de sincronismo de geradores síncronos."
- B. R. Bordeira, "Simulação e avaliação dos esquemas de proteção de geradores síncronos contra perda de sincronismo," Ph.D. dissertation, Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2011.
- E.-e. P. d. SILVEIRA, "Otimização da operação em sistemas distribuídos utilizando compensadores estáticos de reativo e estimadores de estados robustos." 2011.
- F. Shi, "Out-of-step prediction for power system using improved prony algorithm," in MATEC Web of Conferences, vol. 70. EDP Sciences, 2016, p. 10012.
- H. Talaat, "Predictive out-of-step relaying using fuzzy rule-based classification," Electric power systems research, vol. 48, no. 3, pp. 143–149, 1999.
- H. Zare, Y. Alinejad-Beromi, and H. Yaghobi, "Intelligent prediction of out-of-step condition on synchronous generators because of transient instability crisis," International Transactions on Electrical Energy Systems, vol. 29, no. 1, p. e2686, 2019.
- J. Berdy, "Out of step protection for generators," in Georgia Institute of Technology Relay Conference, 1976.
- K. McConnell and P. Varoto, *Vibration Testing: Theory and Practice*. Hokoken: John Wiley Sons, 2008.
- L. Dormehl, "What is an artificial neural network?" <https://www.digitaltrends.com/cool-tech/what-is-an-artificial-neural-network/>, 2017, accessed: 2018-04-15.
- M. A., Finocchio, "Noções de redes neurais artificiais," Universidade Tecnológica Federal do Paraná, 2014, accessed: 2018-04-18.
- P. Demetriou, M. Asprou, J. Quiros-Tortos, and E. Kyriakides, "Dynamic iee test systems for transient analysis," IEEE Systems Journal, vol. 11, no. 4, pp. 2108–2117, 2015.
- P. Kundur, N. J. Balu, and M. G. Lauby, *Power system stability and control*. McGrawhill New York, 1994, vol. 7.
- P. P. de Carvalho Mendes, *Estabilidade Angular de Sistemas Elétricos de Potência*. Universidade Federal de Itajubá, 2010.
- S. V. Stehman, "Selecting and interpreting measures of thematic classification accuracy." Remote sensing of Environment 62.1 (1997): 77-89.
- V. Y. Matsunaga, "Curso de redes neurais utilizando o matlab," <http://www.muriloleal.com.br/repositorio/centec/eai/ia/REDES\%20NEURAS\%20-%20APOSTILA.pdf>, Belem, 2012, accessed: 2018-03-17.
- W. Rebizant and K. Feser, "Out-of-step protection with ai methods," 2001.
- Z. A. Barakat, A. A. Hajjar, T. Kherbek, and H. H. Alhelou, "Discriminating between loss of excitation and power swings in synchronous generator based on ann," Journal of Control, Automation and Electrical Systems, pp. 1–12, 2019.