

# Detecção e classificação da corrente de inrush em transformadores de potência, usando as técnicas de estatística de ordem superior, discriminante linear de Fisher e Redes Neurais

Romão O. K. Polyana\* Almeida R. Aryfrance \*Carvalho S. G. José\*  
Araújo G. Cléia\* Sobreira O. Danillo\* Junior F. S. Bartolomeu\*

*\*Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Piauí, PI  
(e-mails: polyanaromao@hotmail.com, aryfrance@ufpi.edu.br, eng.genilson@hotmail.com, cleiaeng.araujo@yahoo.com.br, danillosobreira@hotmail.com, bartolomeuf@ufpi.edu.br).*

---

**Abstract:** This article presents the application of Higher Order Statistics for the extraction of characteristics of the inrush current phenomenon, together with Fisher's Linear Discriminant for the selection of characteristics with the greatest potential for distinction, in relation to steady-state and short-term events. circuit, as well as the application of the Neural Networks technique for the classification of these types of events. The modeling process of these events was carried out in the software APTDraw (Alternative Transient Program), having as an initial step the process of validating the simulation data, in relation to the real data measured in a 69/13.8kV Substation. The application of the techniques together resulted in a satisfactory distinction and classification of events, giving credibility to the efficiency of the application.

**Resumo:** Este artigo apresenta a aplicação da Estatística de Ordem Superior para a extração de características do fenômeno da corrente de inrush, juntamente com o Discriminante Linear de Fisher para a seleção das características com maior potencial de distinção, em relação aos eventos de regime permanente e curto-circuito, bem como, a aplicação da técnica de Redes Neurais para a classificação desses tipos eventos. O processo de modelagem desses eventos foi realizado no software APTDraw (Alternative Transient Program), tendo como etapa inicial o processo de validação dos dados de simulação, com relação aos dados reais medidos numa Subestação de 69/13.8kV. A aplicação das técnicas em conjunto, resultou numa distinção e classificação dos eventos de forma satisfatória, credibilizando a eficiência quanto à aplicação.

**Keywords:** Inrush Current; Higher Order Statistics; Fisher's Linear Discriminant; Neural networks, Transients.

**Palavras-chaves:** Corrente de Inrush; Estatística de Ordem Superior; Discriminante Linear de Fisher; Redes neurais; Transitórios.

---

## 1. INTRODUÇÃO

Atualmente o desenvolvimento da sociedade, está diretamente relacionado à crescente utilização de recursos tecnológicos, o que intensifica cada vez mais as exigências sobre um suprimento de energia elétrica, que seja contínuo e aderente às diretrizes regulatórias estabelecidas pela Agência Nacional de Energia Elétrica, ANEEL (Tavares, 2013).

No entanto, o cenário é desafiador, tendo em vista, que os componentes do sistema elétrico de potência (SEP), frequentemente, estão sujeitos a fenômenos transitórios, que podem gerar a descontinuidade do fornecimento de energia, o que conseqüentemente fere as expectativas da visão cliente e da visão regulatória, no tocante a qualidade do produto entregue e aos prejuízos econômicos voltados para as concessionárias e clientes (Oliveira, 2013).

Dentre esses componentes, o transformador de potência, conforme sinalizado na Tabela 1, representa cerca de 10% de probabilidade de falha, frente aos demais equipamentos

associados, percentual alto, quanto se leva em consideração as muitas atreladas à indisponibilidade desse equipamento, isso partindo da análise sobre o tempo em que o bloco de carga/clientes associados ficará fora de serviço, bem como, os custos financeiros associados à aquisição de um dos equipamentos mais onerosos do SEP (Medeiros, 2017).

As concessionárias de energia elétrica, por sua vez, buscam elementos de proteção que garantam a segurança desses equipamentos, a partir de uma assertiva, seletividade na identificação do tipo de falha, e numa maior velocidade de operação. Dentre as metodologias de proteção existentes, a proteção por relé diferencial é definida como a mais adequada para a proteção desses equipamentos. Sua operação baseia-se na comparação entre as correntes de entrada e saída monitoradas pelos Transformadores de correntes (TCs). Tendo como objetivo identificar correntes diferenciais, que sinalizam a ocorrência de faltas internas, para que o equipamento seja desconectado do sistema elétrico, sempre que o valor dessas correntes diferenciais ultrapassarem o valor de corrente limiar, previamente definida (Silva, 2015).

**Tabela 1. Probabilidade de falta de alguns equipamentos do sistema elétrico (Paithankar , Bhide, 2004).**

Equipamento	Probabilidade de falha [%]
Linhas de transmissão	50,0
Dinjuntores	12,0
Transformadores de corrente, equipamentos de controle, etc	12,0
Transformadores de potência	10,0
Cabos subterrâneos	9,0
Geradores	7,0
TOTAL	100,0

Apesar desse tipo de proteção ser considerado relativamente seguro e seletivo na identificação de faltas internas, alguns fatores podem influenciar diretamente a sua assertividade, tais como, os que geram a corrente de inrush, um fenômeno transitório, que pode ocorrer nos cenários de energização de transformadores seja de forma individual ou em paralelo aos que já estejam em operação (*sympathetic inrush*) (Marques, Junior, Morais, 2018), bem como, após a extinção de curto-circuitos externos (Tavares, 2013).

Tendo como características básicas, apresentar o valor de até 20 vezes a corrente nominal do equipamento e uma forte presença de componente harmônico de 2ª ordem, tais características, podem gerar certa dificuldade para os relés distinguirem essa corrente de magnetização de uma falta interna, podendo assim gerar uma atuação indevida do relé diferencial (Tavares, 2013).

Dessa forma, a correta e rápida diferenciação desses eventos, se faz necessária, tendo em vista, a dificuldade encontrada na proteção diferencial desses transformadores. Por esse motivo, diversas técnicas já foram devolvidas, tais como, a de restrição do segundo harmônico, que consiste em reconhecer através de filtros a presença do componente de 2º harmônica, que é maior que em uma corrente de falta (Medeiros, 2016), podendo se apresentar em até 16% (Oliveira, 2013). Já outros relés se baseiam na análise do tempo em que ocorre o evento, e tem os que aplicam a filosofia desses dois métodos (Zhang, Wu, Ji, Zhang, 2017).

Nesse sentido, além dessas técnicas tradicionais de proteção diferencial de transformadores, diversas outras técnicas baseadas em inteligência artificial e processamento digital de sinais, têm sido aplicadas para os mesmos fins, ou seja, para distinguir as faltas internas das correntes diferenciais oriundas de outros eventos, tais como a corrente de inrush. A exemplo em Medeiros (2016), foi desenvolvido um esquema de proteção diferencial de transformadores, baseado na energia dos coeficientes de Wavelet com bordas de operação e restrição, trabalho este, que obteve um bom desempenho, frente os resultados que se obtém pela transformada de Wavelet convencional.

Fundamentalmente, todas as técnicas de detecção e classificação dos cenários modelados de correntes de inrush, partem de um processo de extração das características mais relevantes, que são os sinais alternados de tensão e corrente, no que refere as grandezas de magnitude de tensão, corrente,

impedância, ângulo de fase, harmônicos e corrente de neutro, que são utilizados nos algoritmos de detecção e técnicas de classificação. Na Tabela 2, estão relacionadas as principais técnicas de extração de características com as respectivas grandezas extraídas (Carvalho et al., 2021a).

Nesse contexto, serão apresentadas nesse trabalho, as vantagens associadas à aplicação das técnicas de Estatística de ordem Superior (EOS), Discriminante Linear de Fisher (DLF) e Redes Neurais (RNA) para diferenciação dessas correntes, no que tange a classificação final dos tipos de eventos. A técnica foi aplicada sobre os sinais de correntes simuladas, correspondentes aos eventos de corrente de inrush (IN), regime permanente (RP) e curto-circuito (CC), que foram submetidas a diferentes condições de operação, no software APTDRAW. Os resultados da aplicação sinalizam efetividade na diferenciação de cada evento.

**Tabela 2. Técnicas de extração de características e grandezas associadas para os algoritmos de detecção**

Técnica	Grandeza extraída do sinal
Fourier	DHT , 2th a 9th harmônica
	$V_2, I_2, \theta_{V_2} - \theta_{V_0}, I_2, \theta_{I_2} - \theta_{I_0}$
Wavelet	Magnitude da corrente
	Energia e entropia
	Energia
	Dp, Energia e Curtose
Stockwell	ângulo de $\phi$ corrente 3th
HHT (Hilbert Huang)	tensão de sequência zero

DHT - Distorção Harmônica total

th - Ordem da corrente harmônica

$V_2, I_2$  - Tensão e corrente de sequência negativa

$V_0, I_0$  - Tensão e corrente de sequência zero

$\theta$  - ângulo da grandeza

Dp - Desvio padrão

$\phi$  - fase

## 2. ABORDAGEM TEÓRICA

### 2.1 Corrente de inrush e suas características

A corrente de inrush, também denominada corrente de magnetização, pode ocorrer principalmente quando um transformador é conectado a um sistema de alimentação elétrica, podendo sensibilizar a sua própria proteção diferencial. Ressalta-se, que a segurança dos demais equipamentos já conectados na rede, também poderá ser comprometida, tais como, os transformadores conectados em paralelo, geradores e linhas de transmissão, pois as correntes diferenciais poderão a vim ser detectadas por ambos os sistemas de proteção, possibilitando assim, a atuação indevida dos relés em todos os equipamentos envolvidos (Xuanwei et al, 2015).

No tocante, a corrente de inrush pode causar além dos harmônicos, afundamento de tensão, a ressonância

ferromagnética, a vibração ou movimento geométrico do enrolamento, reduzindo a vida útil do equipamento (Wenq, 2018).

Em tese, a corrente de magnetização é um processo transitório que ocorre sempre que a polaridade e magnitude de seu fluxo residual forem diferentes nesses mesmos termos de grandeza, do valor instantâneo do fluxo de regime permanente (Silva, 2015). Sendo, que se o transformador for energizado com valores equivalentes ao ponto máximo da tensão, o seu fluxo será nulo e a corrente de inrush desprezível, mas se o transformador já tiver sido energizado e após a desenergização, e um fluxo residual permanecer, podem ser geradas correntes de inrush de até 20 vezes a estabelecida como corrente nominal, com forte presença de componente harmônica de 2º ordem (Tavares, 2013), e picos sucessivos que tendem a atenuar em um tempo de 6 ciclos elétricos (Silva, 2015).

Tradicionalmente a relação de segunda harmônica nas correntes diferenciais vem sendo aplicadas em elementos diferenciais de transformadores para bloquear ou aumentar a restrição de atuação. No entanto, em alguns casos, a relação de segunda harmônica é muito baixa ao ponto de não sensibilizar o bloqueio ou restringir adequadamente o relé, tendo como possíveis soluções, incluir o bloqueio de fase cruzada, reduzir o limite do segundo harmônico ou dessensibilizar temporariamente a proteção diferencial, ou seja, soluções que podem comprometer a confiabilidade da proteção do equipamento (Kasztenny e Fisher, 2014).

Por esse motivo, tem-se buscado técnicas de extração de características que possam proporcionar uma melhor eficiência no processo de diferenciação desses eventos. Nesse sentido, se faz importante ressaltar que aplicação da técnica de Estatística de Ordem Superior (EOS), juntamente com a aplicação da técnica de Discriminante linear de Fisher (DLF), se apresenta como satisfatória para esse processo de distinção, tendo em vista, que se consegue extrair as características mais representativas de cada evento.

## 2.2 Estatística de Ordem Superior

As estatísticas de ordem superior, tratam-se de funções que fazem uso da terceira ou maior potência de uma amostra (Zhang, Wu, Ji, Zhang, 2017) e podem ser definidas em termos de momentos e cumulantes, sendo os momentos mais adequados para aplicação em sinais determinísticos (transitórios e periódicos) e os cumulantes na análise de sinais estocásticos (aleatórios) (Ferreira, 2010).

Nesse trabalho, a análises serão realizados em termos de cumulares. Os cumulantes de segunda, terceira e quarta ordem de um sinal discreto  $x[n]$  que contém  $N$  amostras de um evento, com média nula, são definidos matematicamente por (Carvalho et al. (2021b):

$$C_{2x}(i) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n)x(\text{mod}(n+i, N)) \quad (1)$$

$$C_{3x}(i) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n)x^2(\text{mod}(n+i, N)) \quad (2)$$

$$C_{4x}(i) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n)x^3(\text{mod}(n+i, N)) -$$

$$\frac{3}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n)x(\text{mod}(n+i, N)) \sum_{n=0}^{N-1} x^2(n) \quad (3)$$

Sendo o  $i = 0, 1, 2, \dots, N-1$  o  $i$ -ésimo atraso,  $x[n]$  é o  $n$ -ésimo elemento do vetor  $x$ , a função  $\text{mod}(a, b)$  é a que retorna o resto inteiro da divisão de  $a$  por  $b$ .

Em processos não gaussianos ou não lineares o cumulante de segunda ordem, representa a autocorrelação do próprio sinal  $x(n)$ , tendo como característica um comportamento simétrico. Já em processos aleatórios simetricamente distribuídos, o cumulante de 3º ordem, é geralmente igual ou próximo de zero, ou seja, ele não consegue extrair características relevantes dos sinais individualmente, sendo necessário aplicar em conjunto cumulantes de quarta ordem (Carvalho, 2021a).

Dessa forma, nesse trabalho como as análises serão realizadas sobre eventos distintos, que possuem características de distribuição diferentes, foram aplicados os cumulantes de segunda, terceira e quarta ordem.

## 2.3 Discriminante Linear de Fisher - DLF

O Discriminante linear de Fisher foi utilizado para selecionar as melhores características dos pontos amostrais extraídos no processo de aplicação da EOS, tendo como objetivo garantir uma boa separabilidade das classes de eventos dentro da base de dados e reduzir a dimensão da carga computacional (Carvalho, 2021a).

A função de custo é expressa matematicamente por:

$$Jc = (m1 - m2)^2 \theta \frac{1}{(D1^2 + D2^2)} \quad (4)$$

No qual o vetor  $Jc = [J1 \dots JL]^T$ , o  $L$  o total de características. As variáveis  $m1$ ,  $m2$  e  $D1$ ,  $D2$  representam as médias e variâncias das duas classes, já o símbolo  $\theta$  o produto de Hadamard.

## 2.3 Redes Neurais - RNA

Segundo Ferreira (2010) As redes neurais artificiais (RNA), são amplamente utilizadas em sistemas de reconhecimentos de padrões, dentre as arquiteturas de redes existentes a alimentada diretamente com múltiplas camadas é a mais utilizada, tal rede consiste em um conjunto de unidades sensoriais que constituem a camada de entrada, uma ou mais camadas ocultas e uma camada de saída, sendo que o sinal de entrada se propaga para frente através da rede.

A rede em questão é denominada de Perceptrons de múltiplas camadas (MPL – Multilayer Perceptron). Nesse trabalho foi aplicado o algoritmo de treinamento de Levenberg-Marquardt, que segundo o Carvalho (2021a), foi desenvolvido de forma independente para fornecer uma solução numérica voltada ao problema de minimização de uma função não linear de forma rápida e com convergência estável, sendo adequado para o treinamento de problemas de pequeno e médio porte. As seguir a descrição do seu funcionamento:

$$E(x, w) = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{m=1}^M e_{p,m}^2 \quad (5)$$

Sendo:  $x$ = vetor de entrada,  $w$ =vetor de pesos,  $e_{p,m}^2$  é o erro de treinamento no neurônio de saída  $m$ , quando aplicado  $p$ ,  $e$  é definido por:

$$e_{p,m} = d_{p,m} - o_{p,m} \quad (6)$$

Sendo:  $d$ = saída desejada,  $o$ = saída produzida pela rede, e  $e$  é definido por:

$$e = [e_{1,1} e_{1,2} \dots e_{1,M} \dots e_{p,1} e_{p,2} \dots e_{p,M}]^T \quad (7)$$

A regra de atualização dos pesos é definida por:

$$w_{k+1} = w_k - (J_k^T J_k + uI)^{-1} J_k^T e_k \quad (8)$$

Sendo:  $J$  a matriz Jacobiana,  $k$  a época atual,  $u$  o coeficiente de combinação, responsável por forçar a existência de uma inversa para a matriz  $J_k^T J_k + uI$ .

A atualização é repetida, conforme definido o critério de parada.

### 3. MÉTODO PROPOSTO

O subestação de 69/18.8 kV representada na Fig. 1 foi modelado no software APTDraw, onde foram simulados 3 tipos de eventos, regime permanente, corrente de inrush e curto-circuito, para fins de coleta dos dados de corrente do primário do Transformador T2. A partir desses eventos foi criado um banco de dados para formação de classes desses sinais, que posteriormente, foram direcionados a etapa de extração das características da EOS, onde foram aplicados os cálculos dos cumulantes de 2ª, 3ª e 4ª ordem, gerando assim, um conjunto de características de cada classe.

Por seguinte, foi aplicado o Discriminante Linear de Fisher, com o objetivo de selecionar os cumulantes mais representativos de cada classe, ou seja, os que proporcionam um maior percentual de diferenciação entre as classes, contribuindo assim para a última etapa, a de classificação dos eventos realizada a partir da aplicação da técnica de Redes Neurais. No fluxograma apresentado na Fig. 2 está definido o sequenciamento das etapas desse processo.

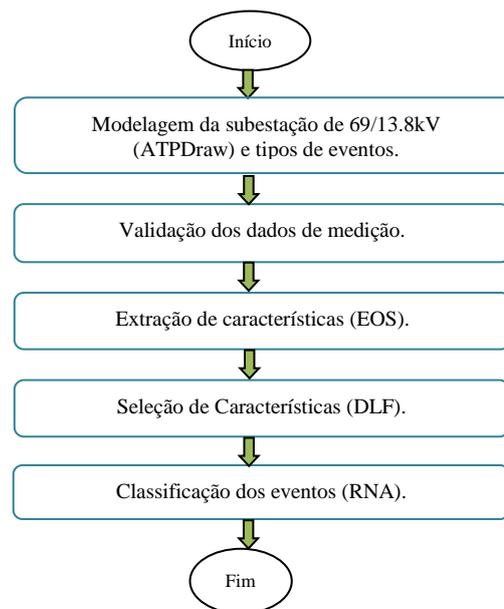


Fig. 2 Fluxograma do método proposto.

#### 3.1. Modelagem da subestação de 69/13,8kv

A subestação de 69/13.8kV modelada para esse trabalho, fica localizada dentro da zona sul da cidade de Teresina-PI, Brasil. Atualmente ela alimenta 8 alimentadores através de 2 transformadores de 69/13.8kV, sob uma frequência de 60HZ. Na Fig. 1 está ilustrado o diagrama da subestação, modelada no software APTDraw.

Ressalta-se que todas as oscilografias de corrente primária simuladas para geração do banco de dados, foram referentes ao Transformador T2 e que para a formação dos cenários de curto circuito, foram gerados 4 pontos de curto-circuito, equivalentes aos aplicados no AL-01S5, nos alimentadores AL-01S6, AL-01S7 E AL-01S6, conforme ilustrado na Fig. 1.

##### 3.1.1 Modelagem dos eventos em análise

Para comparar e analisar as características da corrente de inrush, frente aos demais eventos, foi gerado um banco de dados com 20 sinais, cada um simulado com passo de integração de 1ms, a uma frequência de amostragem de 1kHz, em um tempo total de simulação de 1s. Além disso, foi definida a curva de saturação, a partir dos cálculos dos valores de base, relacionado com os parâmetros do transformador, bem como, do tipo de material do núcleo ferromagnético, na Tabela 3 estão relacionados os dados definidos para a curva de magnetização.

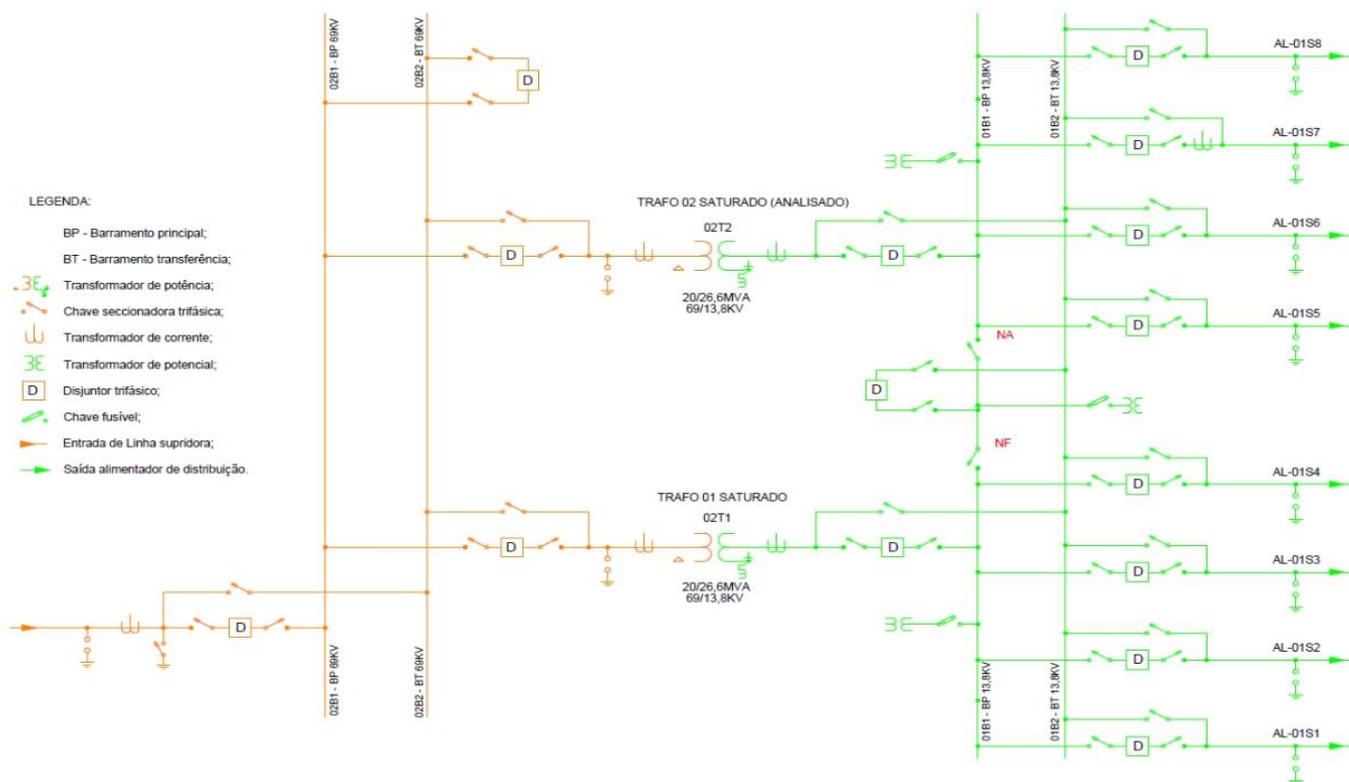


Fig. 1 Diagrama simplificado da subestação de 69/13.8kV

**Tabela 3. Parâmetros para a Curva de Magnetização da chapa de aço silício de grãos.**

H [A/m]	B[T]	I <sub>pico</sub> [A]	λ <sub>pico</sub> [Wb]
6,684	0,2	0,301044	32,375
11,099	0,4	0,499893	64,75
17,729	0,8	0,798504	129,5
23,805	1,2	1,072164	194,25
31,495	1,4	1,418517	226,625
64,166	1,6	2,890000	259
136,311	1,7	6,139370	275,1875
946,842	1850	42,645223	299468,75
7419,427	2	334,166755	323,75
30000	2,1	1351,182869	339,9375

Sendo  $I_0$  (vazio), a Corrente em vazio de 2,89A,  $\lambda_0 = 259$  Wb, referente ao Fluxo de Magnetização,  $H$  [A/m] o Campo magnético e  $B$ [T] a Indução Magnética.

### 3.2 Validação dos dados de medição

Após a modelagem dos transformadores de potência, foi realizada uma validação dos dados reais de medição, no tange os parâmetros de corrente máxima, especificamente com relação a corrente simulada no Transformador T2. Na Tabela 4, estão relacionados os dados de corrente da medição real da simulação de cada alimentador.

**Tabela 4. Validação dos parâmetros de medição da SE.**

SE-VALIDAÇÃO DA SIMULAÇÃO EM REGIME PERMANENTE		
ALIMENTADORES	CORRENTE REAL	CORRENTE SIMULADA
PID01B1-BP1	615,08	608,59
PID01S1	110,71	109,46
PID01S2	190,67	187,10
PID01S3	258,33	255,19
PID01S4	55,36	54,68
PID01B1-BP2	650,12	642,90
PID01S5	198,94	196,36
PID01S6	185,93	179,88
PID01S7	152,13	149,34
PID01S8	113,77	111,79
CORRENTE TOTAL SE PRIMÁRIO	253,04	255,68
CORRENTE TOTAL SE SECUNDÁRIO	1265,20	1278,44
TRANSFORMADOR T1-PID01B1-BP1		
CORRENTE PRIMARIA	CORRENTE INRUSH	C.PRIM/C.INRUSH
123,02	2544,38	20,68
TRANSFORMADOR T2-PID01B2-BP2		
CORRENTE PRIMARIA	CORRENTE INRUSH	C.PRIM/C.INRUSH
130,02	2582,00	19,86
CORRENTE TOTAL DA SE		
CORRENTE PRIMARIA	CORRENTE INRUSH	C.PRIM/C.INRUSH
253,04	5033,00	19,89

Na Fig. 3, está ilustrado o resultado da simulação referente ao sinal de corrente medido no lado primário do Transformador T2, no qual foram incluídos os parâmetros da curva de magnetização do transformador, nela é possível observar que o resultado da corrente de pico apresentado, representa aproximadamente 20 vezes a corrente nominal, nos primeiros ciclos, retornando ao pico da corrente nominal, posteriormente, o que evidencia a existência do fenômeno de corrente de inrush.

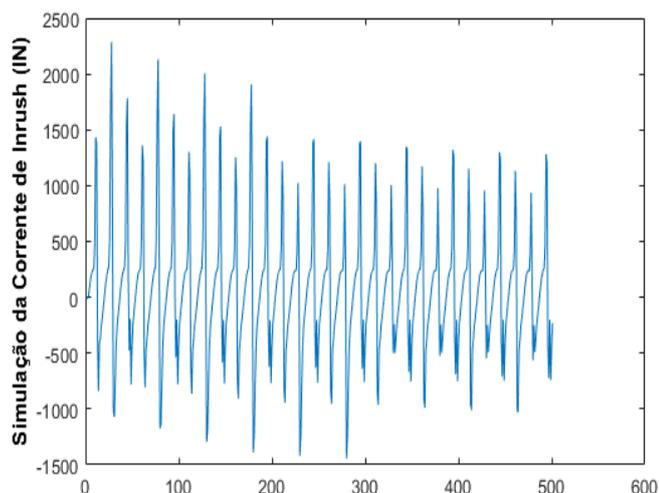


Fig. 3 Simulação da corrente de inrush no Transformador T2

Para o cenário de regime permanente, ilustrado na Fig. 4, foi criado um banco de dados com 20 sinais, retirando os dados da curva de magnetização do transformador. Cada sinal representa um percentual de 5% da demanda máxima, o que significa que foi aplicado para fins de simulação, percentuais de carregamentos diferenciados.

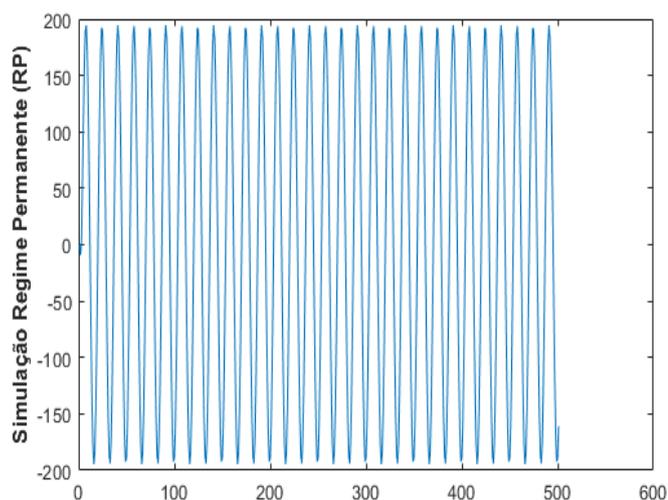


Fig. 4 Simulação da corrente em regime permanente no Transformador T2.

Já para os eventos de curto-circuito foi simulado individualmente nos alimentadores S5 a S8 quatro pontos de curto-circuitos, totalizando um banco de dados com 20 sinais, e assim, como no cenário de regime permanente não foram incluídos os dados da curva de magnetização. Observa-se na Fig. 5 que o fenômeno fica evidenciado pelos baixos valores de correntes apresentados, em detrimento dos valores de baixa impedância, característico desse tipo de evento.

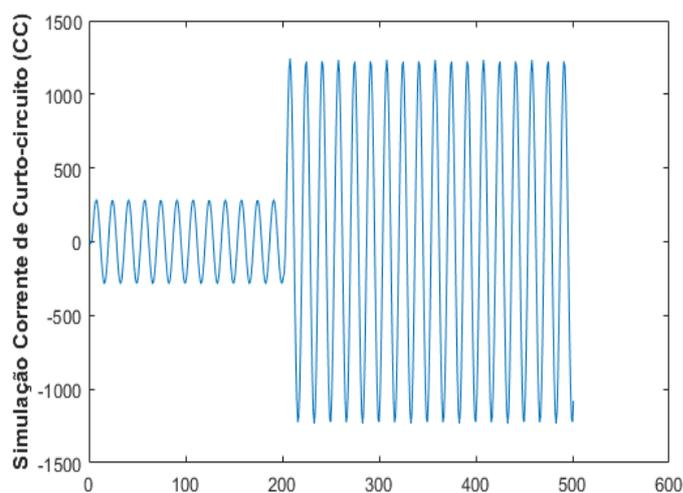


Fig. 5 Simulação do curto circuito simulado em um dos alimentadores do Transformador T2.

### 3.3. Extração de características (EOS)

Após a formação das classes de sinais, dar-se início a etapa de normalização do conjunto de dados, conforme a Equação 5, para enfim realizar a etapa de extração de características. No qual, um vetor de agrupamento é formado com as 3 classes de sinais e submetido a aplicação dos cumulantes de 2ª, 3ª e 4ª ordem, conforme as Equações 1, 2 e 3, que envolvem uma soma de multiplicações, resultando na na formação de um grande conjunto de dados, referente a todas as características extraídas desses eventos.

$$x_j^{norm} = \frac{x_j - x_j^{min}}{x_j^{max} - x_j^{min}} \quad (5)$$

### 3.4. Seleção de características (DLF)

O passo seguinte foi através da técnica de DLF, selecionar os cumulantes mais representativos de cada classe através da aplicação da Equação 4, ou seja, os que possuem o maior potencial para distinguir as classes, considerando que o conjunto de dados já apresenta uma carga computacional reduzida. O resultado dessa seleção é um vetor de custo reduzido, referente a cada cumulante, no qual o maior vetor apresentado indicará o índice linha do vetor cumulante mais representativo para os fins de distinção.

Nas Fig. 6 e 7 é possível visualizar respectivamente o cumulante de 2ª, 3ª e 4ª ordem mais representativos da relação entre os eventos corrente de inrush e curto circuito, e corrente de inrush e regime permanente.

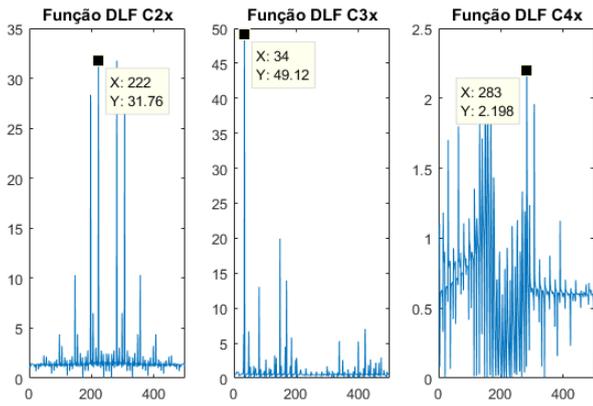


Fig. 6 Função de custo aplicada para cumulantes de 2ª, 3ª e 4ª ordem da análise entre Corrente de Inrush e Curto circuito.

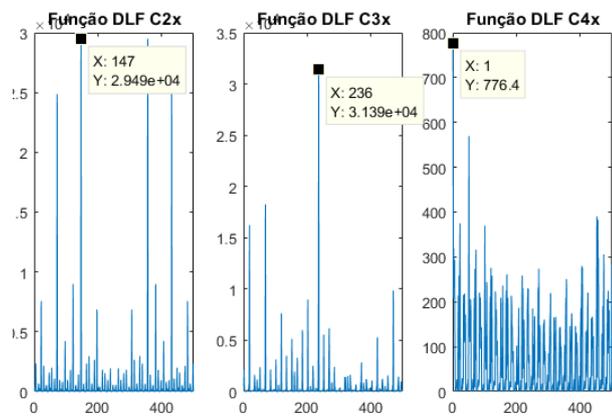


Fig. 7 Função de custo aplicada para cumulantes de 2ª, 3ª e 4ª ordem da análise entre Corrente de Inrush e Regime Permanente.

### 3.5. Classificação dos eventos (RNA)

Nessa etapa os cumulantes de 2ª, 3ª e 4ª ordem mais representativos, obtidos na etapa 3.4, são fornecidos para a etapa de classificação dos eventos, em pares (2 classes), ou seja, relacionando INxCC e INxRP, sendo previamente normalizados a partir da Equação 5, em par ordenado x, y e z a entrada da RNA MLP, que possui três entradas correspondentes, conforme representado na Fig. 8 (Carvalho et al., 2021)

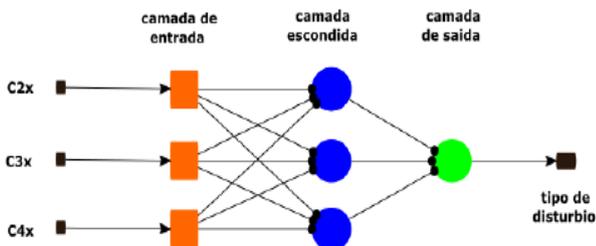


Fig. 8 Diagrama da rede neural utilizada (Carvalho, 2021b).

Ressalta-se, que todas as funções de ativação utilizadas na rede foram do tipo sigmoide:  $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$ . A saída dessa

rede é o número 0 para a corrente de inrush e 1 para os eventos de curto-circuito e regime permanente.

## 6. RESULTADO E DISCUSSÕES

Finalizado a etapa de aplicação da técnica de EOS para extração dos dados característicos de cada classe de evento e da etapa de seleção das melhores características através da técnica de DLF, obteve-se por seguinte, como resultado, uma perceptível diferenciação dos eventos simulados, que foi evidenciada através do espaço existente entre eles, conforme ilustrado nas Fig. 9 e 10.

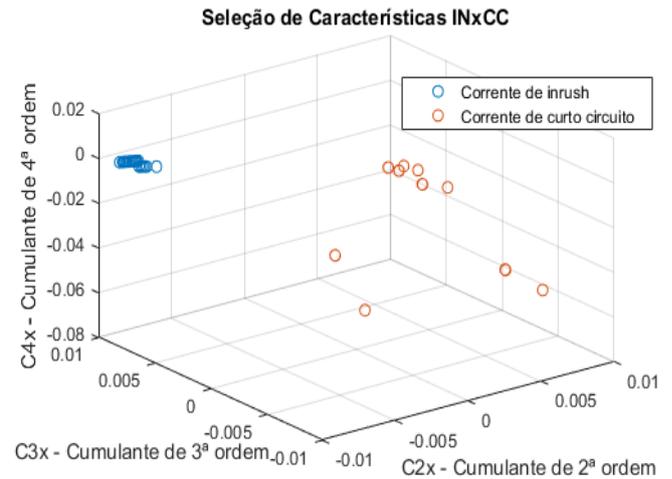


Fig. 9 Espaço de seleção de características de distinção das classes de corrente de Inrush e corrente de curto-circuito.

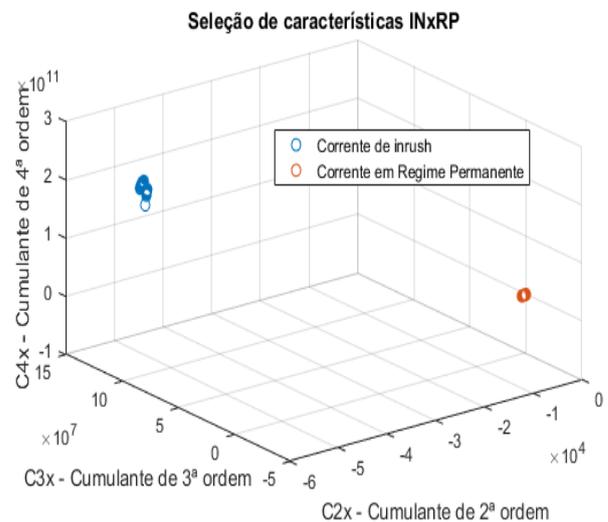


Fig. 10 Espaço de seleção de características de distinção das classes de Corrente de inrush e Regime permanente.

O resultado obtido na etapa de extração das características, foi fundamental para o sucesso obtido na etapa de classificação, conforme sinalizado na tabela 5, o percentual de acerto atingiu a margem de 100 %, resultado esse considerado satisfatório, nas duas relações, ou seja, entre INxCC e INxRP.

**Tabela 5. Dados de classificação dos eventos.**

Característica	Descrição
Algoritmo	Levenbert Marquardt
Número de Entradas	03 - (C2x, C3x, C4x)
Número de saídas	1
Número° de neurônios da camada escondida	3
Percentual de treino	30%(12)
Percentual de teste	70%(28)
Percentual de acertos	100%
Percentual de erros	0%

## 7. CONCLUSÃO

Após todo o processo de modelagem dos componentes da subestação, simulação dos eventos e da aplicação das técnicas de EOS, DLF e RNA, podemos destacar:

- A modelagem dos fenômenos foi fundamental para o resultado alcançando, pois conforme sinalizado nas Tabelas 4 e 5, os eventos foram de fato bem representativos;
- A etapa de extração de características pela EOS, foi satisfatória ao conseguir extrair características inerentes a cada tipo de evento;
- A etapa de seleção das características pela técnica de DLF, foi primordial para a redução do grande conjunto de dados, ao relacionar somente os dados mais representativos de cada tipo de evento;
- A etapa de classificação obteve o resultado esperado, tendo em vista, o percentual de 100% de acerto na classificação dos eventos simulados, conclui-se, portanto, que o trabalho atingiu o seu objetivo.

Dessa forma, esse trabalho poderá contribuir positivamente nas literaturas que tratam sobre a eficiência da proteção diferencial, no que se refere a implementação de outras técnicas de classificação ou reconhecimento de padrões de diversos outros tipos de falta.

## AGRADECIMENTOS

Aos meus colegas autores, pelo compartilhamento de experiências que possibilitaram a realização desse trabalho e a Universidade Federal do Piauí pela oportunidade de ampliar o horizonte de conhecimentos, através dos desafios oriundos do ingresso ao programa de pós-graduação *Stricto Sensu* em Engenharia Elétrica.

## REFERÊNCIAS

- Carvalho, J.G.S, (2021a). Modelagem e Classificação de Falhas de Alta Impedância em Redes de Distribuição de Energia, 81p. Universidade Federal do Piauí, Teresina.
- Carvalho, J.G.S, Almeida, A.R., Ferreira, D.D, Vasconcelos, L.H.P, Junior, B.F.S e Sobreira, D.O. (2021b). Modelagem e Classificação de Falhas de Alta Impedância em Redes de Distribuição de Energia. *IEEE*, volume (204), página 107676.
- Ferreira, D. D. (2010). Análise de distúrbios elétricos em sistemas de potência, 233 p. Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro.
- Kastenny, B., Fisher N., Xia Y. (2014). Um novo algoritmo de detecção de inrush para proteção diferencial do transformador. *Power System Protection*, volume (12), 1-6.
- Marques, J. P. M. J, Junior, G. C, Morais, P. (2018). New Methodology for Identification of Sympathetic Inrush for a Power Transformer using Wavelet Transform. *IEEE Latin America Transactions*, volume (16), 1158-1163, April 2018.
- Medeiros, R., P, (2017). Proteção Diferencial de Transformadores de Potência Utilizando a Transformada Wavelet com Efeitos de Borda, 129p. Universidade Federal do Rio Grande do Norte.
- Oliveira, M.O, (2013). Proteção diferencial adaptativa de transformadores de potência baseado na análise de componentes Wavelets, 124 p. Escola de Engenharia, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre.
- Paithankar ,Y. G. e Bhide, S. R.. *Fundamentals of Power System Protection*. Prentice-Hall of India Pvt. Ltd, 2004.
- Silva, N.H.G. (2015). Avaliação da operação da proteção diferencial em transformadores de potência, 89f. Departamento de Engenharia Elétrica do Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais, Minas Gerais.
- Tavares, K.A, (2013). Modelagem e Simulação da proteção diferencial de transformadores de potência no ATP, 91p. Departamento de Engenharia Elétrica- Universidade Federal de Brasília, Brasília.
- Zhang, L.L, Wu, Q.H, Ji, T.Y, Zhang, A.Q. (2017). Identification of inrush currents in power transformers based on higher-order statistics. *Electric Power Systems Research* , volume (146), página 161.
- Wenqi G., Wang Y. (2018). Simulação e Análise de Impacto do Fluxo Remanente na Corrente de Inrush do Transformador de Potência. *IEEE*, volume (12), 1- 5.
- Xuawei, Q., Xianggen Y; Zhang Z; Wang Y, e Yutian Y. (2015). Estudo sobre inrush complex causado pela energização de tranformadores e sua influência na proteção diferencial de corrente. *IEEE*, volume (50), 1 – 6.