

# PREVISÃO DE INDICADORES DE CONTINUIDADE DE ENERGIA ELÉTRICA A PARTIR DA APLICAÇÃO DO MÉTODO DE REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS

FILIPHE O. LOUBACK, JULIANA B. MATTOS, KESIA A. C. LOUBACK, DOMINGOS S. L. SIMONETTI, OURESTE E. BATISTA

*Laboratório de Eletrônica de Potência e Acionamento Elétrico, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Espírito Santo (UFES)  
Av. Fernando Ferrari, 514 – CEP 29075-073 – Goiabeiras, Vitória, Espírito Santo*

*E-mails: filiphel@gmail.com, julianabarcellosmattos@gmail.com, kesialves@gmail.com, d.simonetti@ele.ufes.br, oureste.batista@ufes.br*

**Abstract** — In Brazil, one way of evaluating the performance of energy distributor enterprises is regulating the continuity of energy supplying through two main indicators: SAIDI and SAIFI. The enterprises that violate the regulatory limits of those indicators can suffer penalties. In this way, the indicators estimation offers a future perspective of their tendencies, giving the possibility to identify those that have the tendency of getting worse. This project consists of a methodology for continuity indicators estimation based on Artificial Neural Network application, as an alternative method to the current estimation processes. It uses real data from EDP Espírito Santo and aims the estimation of continuity monthly indicators of consumer unities group, for one year. The results obtained from the interruptions duration estimation model presented a low mean squares error, significantly lower than the error from the estimation method used by the distributor enterprise, being viable its application. Otherwise, the results obtained by the interruptions' frequency estimation model presented a mean squared error 20% higher than the acquired by the distributor enterprise method for estimation.

**Keywords** — Continuity Indicators, Neural Networks, Time Series, Distribution, Estimation, SAIDI, SAIFI.

**Resumo** — No Brasil, uma das óticas através da qual o desempenho das distribuidoras de energia é avaliado é a Qualidade do Serviço, que regula a continuidade do fornecimento de energia elétrica através dos indicadores DEC e FEC, estando a distribuidora de energia sujeita a penalidades no caso de não cumprimento dos limites regulatórios. A estimação de tais indicadores proporciona, então, um conhecimento do panorama futuro da empresa, oportunizando a identificação prévia de áreas cujos indicadores possuem tendência de piora no tempo. O presente trabalho consiste no desenvolvimento de uma metodologia de estimação dos indicadores de continuidade do fornecimento de energia utilizando a aplicação de Redes Neurais Artificiais, com o intuito de oferecer um método alternativo aos processos atuais de estimação. O trabalho utiliza dados reais da EDP Espírito Santo e objetiva a estimação dos indicadores DEC e FEC mensais de um conjunto elétrico, para o período de um ano. O resultado obtido para a estimação do DEC apresentou erro quadrático médio significativamente inferior ao erro do método de previsão da distribuidora, sendo viável o modelo proposto. O resultado apresentado pelo modelo de estimação do FEC apresentou erro quadrático médio 20% superior ao apresentado pelo modelo de previsão da empresa.

**Palavras-chave** — Indicadores de Continuidade, Redes Neurais, Séries Temporais, Distribuição, Estimação, DEC, FEC.

## 1 Introdução

Uma grande preocupação do setor elétrico brasileiro é a continuidade do serviço prestado. As interrupções no fornecimento de energia atingem diretamente aos consumidores finais, reduzindo a qualidade do serviço (Magalhães, 2017). As interrupções de energia são eventos de tensão inferior a 0,1 p.u. e podem ser causadas pelo clima, mau funcionamento de equipamento, operação de religamento ou interrupção no sistema de transmissão (Rocha, 2016).

O consumidor final de pequeno e médio porte (cativo) é sujeito à concessionária, que é um monopólio, e, portanto, precisa de regulação. No Brasil, este papel é exercido pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), onde a distribuição de energia elétrica é normatizada e padronizada através dos Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica (PRODIST). A qualidade do sistema de distribuição de energia elétrica pode ser percebida pelo consumidor sob a ótica de três aspectos distintos:

- A Qualidade do Produto: relacionada à conformidade da tensão, fator de potência, harmônicos, desequilíbrio de tensão, flutuação de tensão, variação de tensão, variação de frequência e variações de tensão de curta duração;
- A Qualidade do Serviço: relacionada à continuidade do fornecimento de energia;
- A Qualidade do Atendimento ao Consumidor: referente à qualidade do atendimento comercial, à qualidade do atendimento telefônico e ao tratamento das informações.

Para medir o desempenho e a confiabilidade de sistemas de distribuição de energia a partir do aspecto da qualidade do produto, existem alguns indicadores de qualidade estabelecidos pela ANEEL. Dentre eles, destacam-se a Duração Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora (DEC) e a Frequência Equivalente de Interrupção por Unidade Consumidora (FEC), estipulados segundo os procedimentos referentes à Qualidade da Energia Elétrica (QEE) estabelecidos no Módulo 8 dos Procedimentos de Distribuição – PRODIST (ANEEL, 2017).

Em caso de violação das metas estabelecidas no período de apuração, as concessionárias deverão sofrer penalidades (Sperandio, 2004) que vão desde uma fiscalização estratégica, ou plano de resultados, pela ANEEL, na qual a concessionária deve elaborar um plano para atingir as metas de seus conjuntos e apresentá-lo ao órgão fiscalizador, bem como a realização de compensações aos consumidores. Por outro lado, o bom desempenho em tais indicadores é recompensado pela ANEEL através de ajuste tarifário anual como incentivo à busca pela melhoria contínua da qualidade do serviço. Conforme dados da ANEEL (ANEEL, 2017), no Brasil as concessionárias realizaram uma quantidade de 125,20 milhões de compensações em 2015 e 110,98 milhões em 2016 e 78,66 milhões em 2017 que refletiram em valores de R\$ 656,89 milhões, R\$ 571,13 milhões e R\$ 381,90 milhões, respectivamente.

A ocorrência de interrupções do fornecimento de energia elétrica está intimamente relacionada a fatores externos que agem sobre as redes de distribuição. No Brasil existem quatro tipos de redes de distribuição de energia elétrica: aéreas convencionais, aéreas compactas, aéreas isoladas e subterrâneas, sendo a primeira destas a mais encontrada, caracterizada por condutores nus (sem isolamento) e, portanto, mais suscetíveis a ações externas. Neste contexto, interrupções no fornecimento de energia elétrica são comumente ocasionadas pelo clima, mau funcionamento de equipamentos, operação de religamento, interrupção no sistema de transmissão, galhos de árvores que encostam na linha ou descargas atmosféricas que geram frentes de ondas com nível de tensão superior à capacidade de isolamento dos isoladores.

O conhecimento, a priori, dos indicadores de continuidade DEC e FEC, pode auxiliar na definição de prioridades para distribuir de forma mais eficaz os investimentos e recursos para a redução de problemas no sistema elétrico, trazendo como consequência direta destes investimentos a melhoria dos índices de confiabilidade subsequentes (Tronchoni, 2008). Neste sentido, este trabalho objetiva a elaboração de uma metodologia baseada na utilização de redes neurais que será aplicada na previsão de séries temporais, como as séries de valores de indicadores de qualidade de DEC e FEC.

## 2 Redes Neurais Artificiais

É grande o número de aplicações em que as Redes Neurais Artificiais (RNA) apresentam-se como método de inferência de solução para problemas de previsão. Uma RNA é uma técnica computacional, baseada em um modelo matemático inspirado na estrutura neural de organismos inteligentes, o qual é capaz de adquirir conhecimento através da experiência.

Em 1943 McCullock e Pitts propuseram a seguinte operação de uma unidade de processamento

apresentado na Figura 1. Dados são apresentados à entrada, cada dado é multiplicado por um peso que reflete a sua influência na saída da unidade, após é feita uma soma ponderada dos sinais que produz um nível de atividade e se esse nível de atividade for superior a um certo limite (*threshold*) a unidade produz uma determinada resposta de saída (Carvalho, 2017).

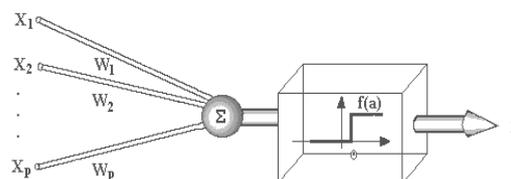


Figura 1. Esquema de um neurônio proposto por McCullock – Pitts

A arquitetura de uma RNA é organizada em camadas que são classificadas em camada de entrada, onde os dados são apresentados, camadas intermediárias ou escondidas, onde o processamento é realizado através de conexões ponderadas e camada de saída onde o resultado final é apresentado (Carvalho, 2017). Para cada tipo de aplicação desejada, há arquiteturas que melhor se adequam, viabilizando melhores resultados. Há, em termos gerais, quatro principais arquiteturas: Arquitetura *feedforward* de camada simples, arquitetura *feedforward* de camadas múltiplas, arquitetura recorrente ou realimentada e a arquitetura em estrutura reticulada.

Para o presente trabalho, foi utilizada a arquitetura de rede *feedforward* de camadas múltiplas que pode ser aplicada na previsão de séries temporais, como as séries de valores de indicadores de qualidade DEC e FEC. A arquitetura de rede *feedforward* de camadas múltiplas é apresentada na Figura 2.

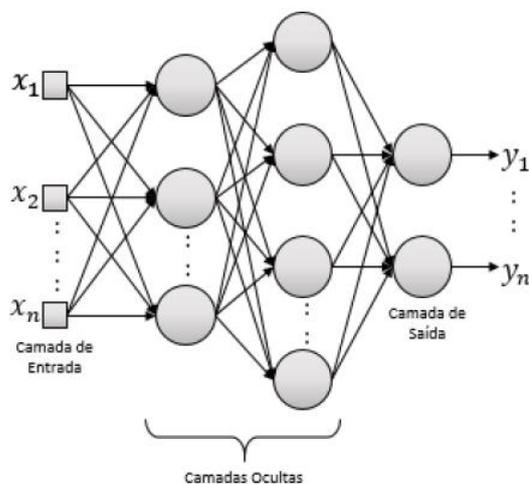


Figura 2. Arquitetura *feedforward* camadas múltiplas

Esta arquitetura é constituída pelas camadas de entrada e de saída e por uma ou mais camadas ocultas, sendo a complexidade do problema o principal

determinante da quantidade das camadas escondidas e de neurônios.

### 3 Metodologia para estimação dos indicadores

Para melhor planejamento das ações a serem executadas durante o ano, é de prática que as distribuidoras de energia estimem o desempenho dos indicadores coletivos de continuidade ao longo dos meses. Neste sentido, o presente trabalho propõe a aplicação de uma RNA, de arquitetura feedforward de camadas múltiplas, para estimação dos indicadores de continuidade DEC e FEC para o intervalo de tempo de doze meses: janeiro a dezembro de um determinado ano. A estimação utiliza dados coletados nos anos anteriores.

#### 3.1 Aquisição de dados

Os dados de cada interrupção no fornecimento de energia elétrica na área de concessão de uma concessionária são guardados em bancos de dados por pelo menos 5 anos (Aneel, 2017). Esses dados contêm informações como: identificação da ocorrência, fator gerador, localização, data do conhecimento, hora do conhecimento, forma de conhecimento, equipamento de interrupção, duração, quantidade de clientes afetados, alimentador, subestação, conjunto, município e tempos de atendimento.

Para os desenvolvimentos, utilizou-se duas bases de dados da concessionária EDP Espírito Santo, na qual são armazenadas as ocorrências vinculadas a desligamentos programados e não programados na rede de distribuição de energia.

Como projeto piloto deste trabalho, foi selecionado um conjunto elétrico pertencente à concessionária EDP Espírito Santo. A partir dos dados extraídos do banco de dados da concessionária foram geradas as variáveis para o treinamento da RNA, apurados para períodos diários, conforme descritas a seguir:

- Indicadores DEC e FEC (ordens não expurgáveis);
- Indicadores DEC e FEC programados;
- Quantidade de interrupções de energia;
- Quantidade de interrupções de energia programadas;
- Quantidade de ordens de atendimento sem interrupção de energia;
- Tempo médio de atendimento total;
- Tempo médio de preparo;
- Tempo médio de deslocamento;
- Tempo médio de reparo;
- Quantidade de ordens relacionadas a uma determinada causa;
- Indicadores DEC e FEC das ordens relacionadas a uma determinada causa.

#### 3.2 Identificação das variáveis iniciais do sistema

##### 3.2.1 Seleção das variáveis de Causa de interrupção

O Anexo II do PRODIST – Módulo 8, Seção 8.2, Revisão 9 – prevê 39 detalhes de fatores geradores de interrupção, categorizados em oito grupos de causa, divididos, ainda, por tipo e origem, podendo esses fatores serem expandidos em número, desde que mantidos todos os previstos no procedimento. Cada ordem de interrupção, portanto, possui um fator gerador associado a ela. Visto que a quantidade de fatores geradores é elevada e entendendo que há fatores de maior e de menor impacto dependendo da região em análise, foram selecionadas as causas de maior relevância para o conjunto objeto deste estudo.

Para tal, foram levantadas as seguintes informações referentes ao período anual dos anos de 2011 a 2016:

- Quantidade de ordens de interrupção por causa;
- DEC por causa;
- FEC por causa.

As informações coletadas foram, então, ranqueadas e selecionou-se as cinco principais causas de interrupções para cada um dos anos e foram obtidos os gráficos 1, 2 e 3. A partir desses três gráficos, foram selecionadas as três principais causas de cada um deles:

- Gráfico 1: selecionadas as causas conexão, deterioração de equipamento e causas não determinadas.
- Gráfico 2: selecionadas as causas serviço programado com aviso, papagaio (pipa) e deterioração de equipamento.
- Gráfico 3: selecionadas as causas papagaio (pipa), causa não determinadas e deterioração de equipamento.

A partir da seleção das principais três causas de cada gráfico, foram determinados os fatores geradores (causas) a serem utilizados como variáveis do sistema. Uma vez que a causa ‘Serviço programado com aviso’ é equivalente às informações das variáveis referentes a interrupções programadas tal causa foi desconsiderada do presente levantamento de variáveis. Portanto, são variáveis do sistema as causas segundo o Quadro 1:

Quadro 1. Fatores Geradores selecionados como variáveis

Sigla	Causa
C1	Papagaio (pipa)
C2	Deterioração de equipamento
C3	Conexão
C4	Causas não determinadas

Gráfico 1. Cinco Principais Causas (2011-2016): Quantidade de Ordens de Interrupção por Causa

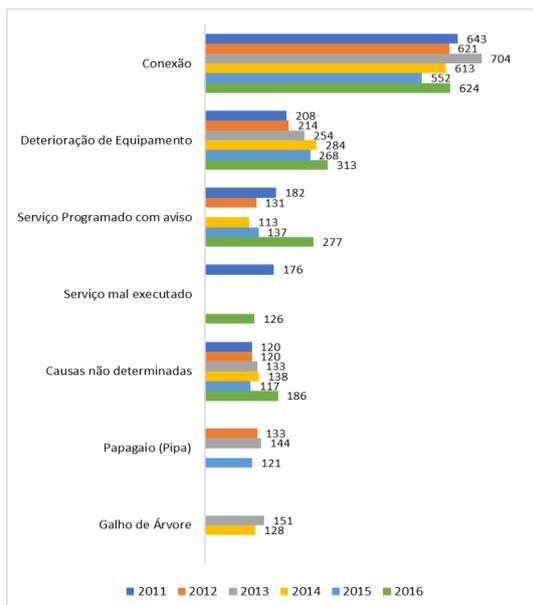


Gráfico 2. Cinco Principais Causas (2011-2016): DEC por Causa

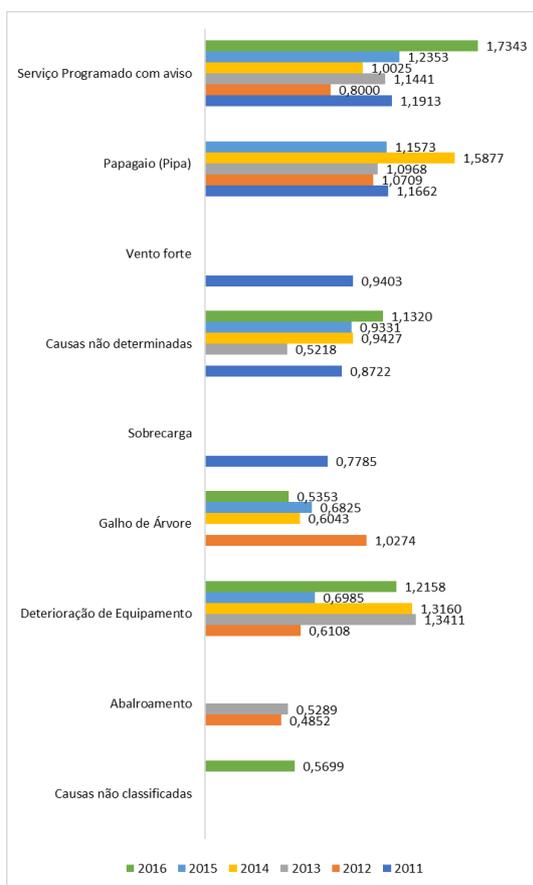
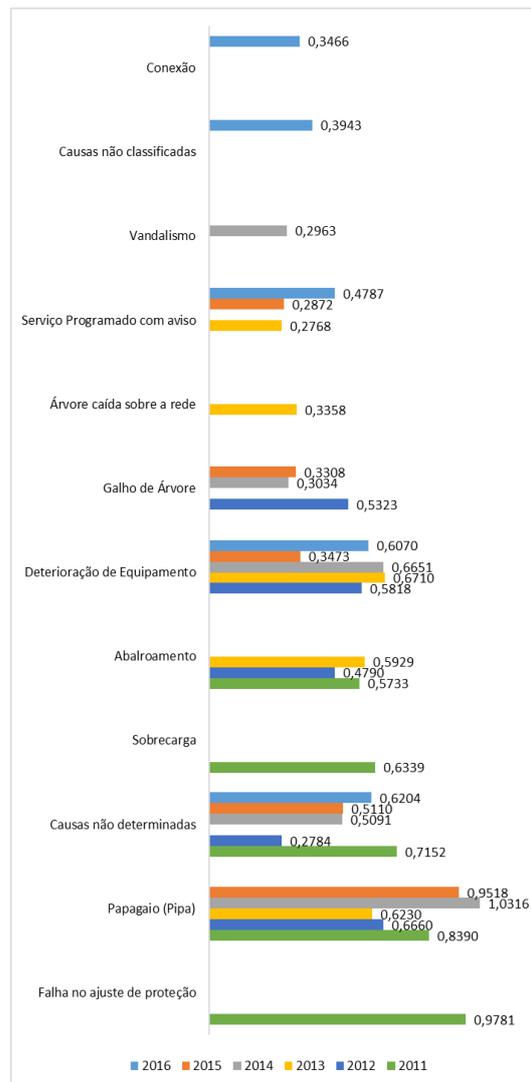


Gráfico 3. Cinco Principais Causas (2011-2016): FEC por Causa



### 3.2.2 Variáveis para análise do DEC

O Quadro 3 apresenta as variáveis que foram estipuladas para a análise das entradas para estimação do indicador DEC. Ressalta-se que todas as variáveis foram apuradas em amostras diárias, para o período de 2011 a 2016.

Quadro 2. Variáveis para análise do DEC

Sigla	Variável
DEC	Indicador coletivo de continuidade – DEC
DEC_PROG	DEC programado
QTD	Quantidade de interrupções de energia
QTD_PROG	Quantidade de interrupções de energia programadas
QTD_SEMINT	Quantidade de ordens de atendimento sem interrupção de energia
TMA	Tempo médio de atendimento
TMP	Tempo médio de preparo
TMD	Tempo médio de deslocamento
TMR	Tempo médio de reparo
C1_QTD	Quantidade de Ordens com Causa Papagaio (Pipa)
C2_QTD	Quantidade de Ordens com Causa Deterioração de equipamento
C3_QTD	Quantidade de Ordens com Causa Conexão

C4_QTD	Quantidade de Ordens com Causas não determinadas
C1_FEC	FEC da causa Papagaio (Pipa)
C2_FEC	FEC da causa Deterioração de equipamento
C3_FEC	FEC da causa Conexão
C4_FEC	FEC da causa Serviço programado com aviso

### 3.2.3 Variáveis para análise do FEC

O Quadro 3 apresenta as variáveis que foram estipuladas para a análise das entradas para estimação do indicador FEC. Ressalta-se que todas as variáveis foram apuradas em amostras diárias, para o período de 2011 a 2016.

Quadro 3. Variáveis para análise do FEC

Sigla	Variável
FEC	Indicador coletivo de continuidade – FEC
FEC_PROG	FEC programado
QTD	Quantidade de interrupções de energia
QTD_PROG	Quantidade de interrupções de energia programadas
C1_QTD	Quantidade de Ordens com Causa Papagaio (Pipa)
C2_QTD	Quantidade de Ordens com Causa Deterioração de equipamento
C3_QTD	Quantidade de Ordens com Causa Conexão
C4_QTD	Quantidade de Ordens com Causas não determinadas
C1_FEC	DEC da causa Papagaio (Pipa)
C2_FEC	DEC da causa Deterioração de equipamento
C3_FEC	DEC da causa Conexão
C4_FEC	DEC da causa Serviço programado com aviso

### 3.3 Análise e pré-processamento dos dados

Selecionadas as variáveis iniciais do sistema, tais dados foram submetidos a um pré-processamento, a fim de filtrar apenas os dados mais relevantes para o desempenho do sistema.

Verificou-se a correlação cruzada entre as séries temporais das variáveis apresentadas nos Quadros 2 e 3 e a série temporal do indicador ao qual tais variáveis se referem e não houve alteração do padrão de correlação entre os atrasos e as amostras presentes. Ou seja, a correlação da amostra presente com as amostras passadas é invariante em relação ao tempo, não havendo particularidades entre os dados analisados. Dessa forma, qualquer amostra das séries pode ser analisada de maneira semelhante em relação aos atrasos.

Posteriormente foram traçados os gráficos de correlação cruzada entre as variáveis da seção 3.2 e seus respectivos indicadores, e traçados também os gráficos de auto correlação dos próprios indicadores, obteve-se, então, a relação entre cada uma das séries temporais de variáveis selecionadas para o sistema e a saída desejada. A primeira condição de seleção das variáveis de entrada da RNA foi que as variáveis selecionadas deveriam ter correlação com a saída maior que um limite mínimo relacionado a um valor predeterminado de intervalo de confiança.

Após selecionadas as variáveis que apresentam correlação com a saída maior que o limiar determinado para o Intervalo de Confiança e após filtrá-las

eliminando as variáveis consideradas informação redundante, foram analisados os gráficos de correlações das séries temporais com o objetivo de localizar os atrasos que possuem alta correlação com a amostra presente e determina-los variáveis de entrada da rede.

Por fim, foram obtidas as variáveis de entrada da RNA. Tais variáveis consistem, portanto, em atrasos predeterminados das séries temporais analisadas, além de atrasos da série temporal do próprio indicador, selecionados a partir do critério de Intervalo de Confiança e de atraso máximo. Portanto, as variáveis selecionadas em cada série temporal não são atrasos necessariamente consecutivos, mas sim aqueles que atendem às exigências determinadas. Foi decidido pelo uso de amostras diárias como entradas da RNA, devido ao maior volume de dados e, conseqüentemente, melhor desempenho de seu treinamento e resultados. Os Quadros 4 e 5 apresentam as variáveis que compuseram a matriz de entrada da RNA para cada indicador.

Quadro 4. Variáveis para a estimação do DEC

Série temporal	Quantidade de atrasos utilizados
DEC	12
DEC_PROG	14
TMA	14
C2_DEC	9
C3_DEC	11
Total de variáveis	60

Quadro 5. Variáveis para a estimação do FEC

Série temporal	Quantidade de atrasos utilizados
FEC	14
FEC_PROG	7
C1_FEC	7
C2_FEC	11
C3_FEC	7
Total de variáveis	46

### 3.4 Construção da rede neural artificial

Tendo sido selecionadas as variáveis de entrada da rede e tendo a estruturação dos dados para treinamento, teste e validação, foi desenvolvido um código na plataforma MATLAB para treinamento da RNA para estimação dos indicadores DEC e FEC. A Figura 6 apresenta o fluxograma do código desenvolvido.

Como ajustes de parâmetros da rede, é escolhido o indicador a ser estimado, é determinado o algoritmo de treinamento e a função de ativação de cada camada a serem utilizados, é definida a quantidade de camadas da rede e o número mínimo e máximo de neurônios por camada. O código cria, treina e testa 10 redes para cada combinação de quantidade de neurônios e de quantidade de camadas predeterminadas. Para seleção da rede com melhor resultado, o código utiliza como critério o menor erro quadrático médio do teste de rede. Foi adotado 70% dos dados para treinamento da RNA, 15% para teste e 15% para validação.

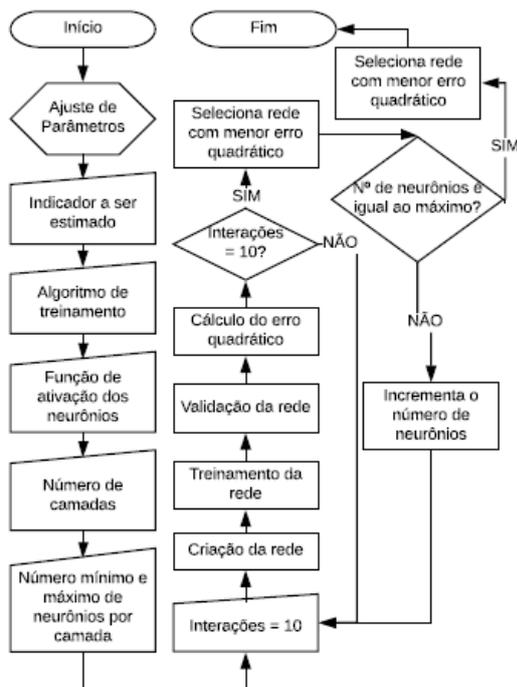


Figura 3. Fluxograma do código de treinamento da RNA

Foram mantidas as configurações padrão do MATLAB para critério de parada do treinamento, que analisa o ganho de aprendizado e interrompe o treinamento após 6 iterações em que não há melhoria de desempenho da rede (erros de validação). Para os algoritmos de treinamento, foram utilizados o de Levenberg-Marquardt e o BFGS quasi-Newton, sendo ambos métodos de backpropagation. Para a função de ativação de cada camada também foi mantida a configuração padrão do MATLAB, que é função de ativação sigmoide. Para o treinamento da rede, foi feita normalização dos dados de entrada, segundo seus mínimos e máximos.

Para determinação da RNA de estimação dos indicadores foram feitos vários treinamentos de redes, alterando a quantidade de camadas ocultas e de neurônios por camada, através do processo de tentativa e erro. Para o número de camadas testadas, restringiu-se ao número máximo de 5 camadas ocultas. Para a quantidade de neurônios por camadas, variou-se de 5 a 40, dependendo do teste realizado.

#### 4 Resultados

Conforme definido anteriormente, 70% das amostras totais foram utilizadas no treinamento da RNA e 15% dos dados foram aplicados para seleção da rede com melhor desempenho, pautado no menor erro quadrático médio. Para obtenção dos resultados apresentados neste capítulo, foram aplicados os 15% restantes das amostras totais, separadas especificamente para teste do modelo escolhido.

Ao final dos treinamentos e testes propostos no subcapítulo anterior, foram selecionadas as RNA que ofereceram os melhores resultados para cada indica-

dor. O Quadro 6 apresenta os principais parâmetros de suas configurações de treinamento e validação.

Quadro 6. Parâmetros das RNA de estimação dos indicadores

	DEC	FEC
Quantidade de Camadas Ocultas	3	2
Quantidade de Neurônios	7/7/7	5/15
Tipo de treinamento	Levenberg-Marquardt	Levenberg-Marquardt
Erro Quadrático Médio da Validação	$2,8443 \times 10^{-4}$	$13 \times 10^{-4}$

Uma vez validada a topologia de rede selecionada para a estimação do indicador DEC, foi obtido o erro quadrático médio do teste para análise de seu desempenho. O Quadro 7 apresenta os valores dos erros quadráticos observados no treinamento da rede, na validação realizada, no teste do modelo e o erro apresentado pelo método de estimação da distribuidora. Observa-se que, embora o erro apresentado no treinamento seja significativo, a rede foi capaz de apresentar respostas com erros consideravelmente inferiores na validação e no teste, e quando comparado ao erro apresentado pelo método da distribuidora, a RNA desenvolvida através da metodologia abordada neste trabalho apresenta resultados com erro significativamente inferior – cerca de 60% menor – sendo justificável sua aplicação.

Quadro 7. Erros quadráticos médios dos resultados do modelo DEC

Erro Treinamento	$2 \times 10^{-4}$
Erro Validação	$2,8443 \times 10^{-4}$
Erro Teste	$5,7429 \times 10^{-4}$
Erro Modelo Distribuidora	$14 \times 10^{-4}$

A Figura 4 apresenta a resposta da RNA selecionada para estimação do DEC enquanto a Figura 5 apresenta o resultado da estimação quando aplicado o método da distribuidora, para os dados de teste da rede. A metodologia adotada pela distribuidora consiste em compor os dias do mês ainda por acontecer com os indicadores dos dias equivalentes do ano anterior. Dessa forma, para um mês futuro, a previsão baseia-se apenas nos valores observados no ano anterior.

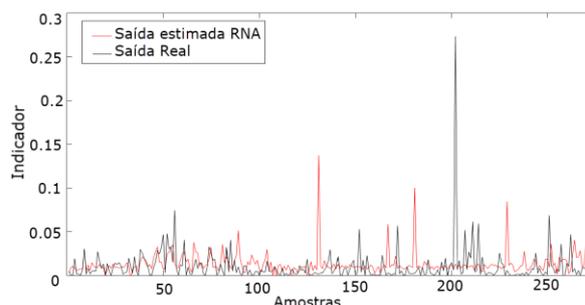


Figura 4. Resultado da RNA para estimação do DEC

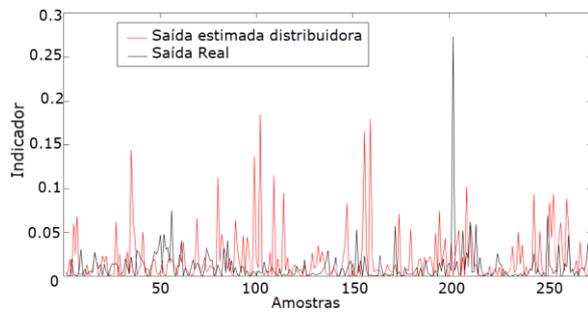


Figura 5. Resultado do método de estimação da Distribuidora para o DEC

Analogamente, validada a topologia de rede selecionada para a estimação do indicador FEC, foi obtido o erro quadrático médio do teste para análise do desempenho. O Quadro 8 apresenta os valores dos erros quadráticos observados no treinamento da rede, no teste realizado, na validação do modelo e o erro apresentado pelo método de estimação da distribuidora. Observa-se que não houve grande variação nos valores dos erros obtidos com o treinamento, validação e teste.

Quadro 8. Erros quadráticos médios dos resultados do modelo FEC

Erro Treinamento	$6,6 \times 10^{-3}$
Erro Validação	$1,3 \times 10^{-3}$
Erro Teste	$1,8 \times 10^{-3}$
Erro Modelo Distribuidora	$1,5 \times 10^{-3}$

A partir da Figura 6, que apresenta a saída da RNA para a estimação do indicador FEC (para os dados de teste da rede), é possível perceber que a rede não produziu muita variação, indicando a possibilidade de que os dados usados como entrada para o treinamento da rede não tenham sido suficientes para produzir aprendizado e generalização suficientes para a obtenção de uma boa resposta. Quando comparado o erro apresentado no teste da rede com o erro apresentado quando aplicado o método da distribuidora, observa-se que a RNA teve pior desempenho, apresentando erro 20% superior, o que caracteriza um percentual significativo, tornando a aplicação da rede não justificável para a estimação do FEC. No entanto, conforme estabelecido no Quadro 5, as entradas da RNA de estimação do FEC são atrasos das séries temporais do FEC relacionado a três causas distintas, da série temporal relacionada ao FEC programado e atrasos da série temporal do próprio indicador. A consideração de novas variáveis como entrada do modelo poderia agregar informação relevante ao treinamento e aprendizagem da rede, sendo, portanto, uma alternativa para otimização do processo e obtenção de melhores resultados. A Figura 7 apresenta o resultado da estimação quando aplicado o método da distribuidora, para os dados de teste da rede.

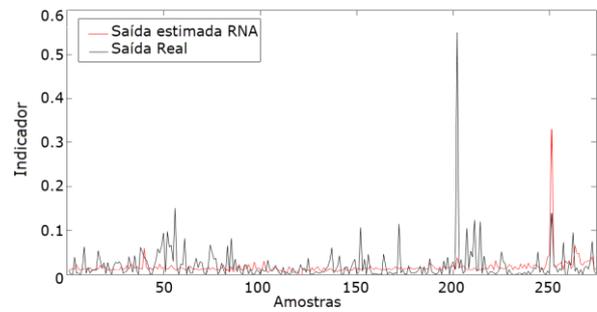


Figura 6. Resultado da RNA para estimação do FEC

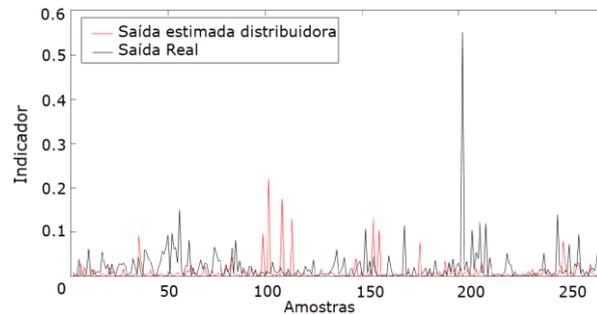


Figura 7. Resultado do método de estimação da Distribuidora para o FEC

## 5 Conclusão

A previsão dos indicadores de continuidade do fornecimento de energia oferece às distribuidoras de energia a possibilidade de um planejamento melhor direcionado e a possibilidade de ganhos referentes a um melhor desempenho frente às exigências regulatórias. O trabalho aqui apresentado trouxe uma abordagem heurística por inteligência artificial, através da aplicação de redes neurais artificiais. Foram obtidos resultados satisfatórios para a estimação do DEC – com redução de 60% do erro quadrático médio quando comparados ao método habitual empregado pela distribuidora de energia – e resultados não aplicáveis para a estimação do FEC – com aumento de 20% em relação à mesma metodologia aplicada na empresa.

Para o tratamento de dados, ou pré-processamento, a utilização de intervalos de confiança elevados permitiu uma escolha de variáveis com maior seletividade e análise de correlação entre as variáveis do sistema e as saídas desejadas permitiu a eliminação de informações redundantes contribuindo para a otimização do processamento do sistema. É importante destacar que o presente projeto propõe a estimação de um processo estocástico com alto grau de aleatoriedade, sendo influenciado por fatores de diferentes naturezas, como fatores climáticos, disponibilidade de equipes e de recursos financeiros, taxa de falha de equipamentos, dentre vários outros. Além disso, os dados utilizados na metodologia aqui proposta são informações provenientes apenas do banco de dados da Qualidade do Sistema, sendo, portanto, informações referentes ao processo regulatório de cálculo dos indicadores, não abrangendo, portanto,

informações de outras naturezas que são potencialmente relevantes ao processo de aprendizado da rede.

### Referências Bibliográficas

- ANEEL. Procedimentos de distribuição de energia elétrica no sistema elétrico nacional. Disponível em: < <http://www.aneel.gov.br/prodist> >. Acesso em: jul. 2017.
- ANEEL. Módulo 8 – Qualidade de Energia Elétrica. Disponível em: < [http://www.aneel.gov.br/documents/656827/14866914/M%C3%B3dulo8\\_Revisao\\_8/9c78cfaba7d7-4066-b6ba-cfbd3058d19](http://www.aneel.gov.br/documents/656827/14866914/M%C3%B3dulo8_Revisao_8/9c78cfaba7d7-4066-b6ba-cfbd3058d19) >. Acesso em: jul. 2017.
- ANEEL. Compensação pela transgressão dos limites de continuidade. Disponível em: < <http://www.aneel.gov.br/indicadores-de-compensacao-de-continuidade> >. Acesso em: jul. 2017.
- ANEEL. Módulo 6 – Informações requeridas e obrigações. Disponível em: < [http://www.aneel.gov.br/documents/656827/14866914/M%C3%B3dulo6\\_Revis%C3%A3o12.pdf/21341314-de91-44cb-b091-1e768ca3be8d](http://www.aneel.gov.br/documents/656827/14866914/M%C3%B3dulo6_Revis%C3%A3o12.pdf/21341314-de91-44cb-b091-1e768ca3be8d) >. Acesso em: jul. 2017.
- Carvalho, A. P. L. F. Redes Neurais Artificiais, Material de Aula – Departamento de Ciências da Computação – Universidade de São Paulo. Disponível em: < <http://conteudo.icmc.usp.br/pessoas/andre/research/neural/#intro> >. Acesso em: jul. 2017.
- Magalhães, E. F. A. Modelagem e Simulação de Indicadores de Continuidade: Ferramenta Auxiliar para a Manutenção em Redes de Distribuição de Energia Elétrica. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-graduação em Engenharia Industrial (PEI), Escola Politécnica, Universidade Federal da Bahia. Salvador, 2017.
- Rocha, J. E. Qualidade da Energia Elétrica. Departamento de Eletrotécnica. Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Curitiba, 2016.
- Sperandio, M. Classificação de conjuntos consumidores de energia elétrica via mapas auto organizáveis e estatística multivariada. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis, 2004.
- Tronchoni, A. B. Identificação de causas de desligamentos não programados em redes de distribuição. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande Do Sul. Porto Alegre, 2008.