

# Diagnóstico de Degradação de Isolamento de Cabos Elétricos de Baixa Tensão por Análise de Imagem e Classificação por Rede Neural Artificial

Murilo P. Vieira \*. Mariana R. Fernandes \*\*. Pablo R. Muniz \*\*\*

\* *Campus Vitória, Instituto Federal do Espírito Santo, Vitória/ES, Brasil (e-mail: murilovieirafirme@gmail.com)*

\*\* *Campus Vitória, Instituto Federal do Espírito Santo, Vitória/ES, Brasil (e-mail: mariana.rampinelli@ifes.edu.br).*

\*\*\* *Campus Vitória, Instituto Federal do Espírito Santo, Vitória/ES, Brasil (e-mail: pablorm@ifes.edu.br).*

---

**Abstract:** PVC (polyvinyl chloride) is the most common insulation material used in low voltage electrical cables. While the cable is in operation an increase in its temperature causes deterioration of this polymer. Such deterioration may favor the breakdown of the electrical cable insulation and allows leakage currents and short circuits. This paper experimentally evaluates the usability of digital image analysis and artificial neural network as a non-invasive and non-destructive tool to indicate the end of life of low voltage electric cables. The HSV color model (Hue, Saturation, Value) through the value component was used to characterize and evaluate the operational condition of electric cables, and the multilayer neural network to analyze the data. Therefore, the neural network proved to be able to provide successful results in determination the end-of-life of electric cables.

**Resumo:** PVC (policloreto de vinila) é o material de isolamento mais comumente utilizado em cabos elétricos de baixa tensão. A deterioração do polímero é causada pelo aumento da temperatura quando em regime de operação, que pode favorecer o rompimento do isolamento de cabo elétrico e propiciar fugas de correntes elétricas ou curtos circuitos. Este trabalho avalia experimentalmente a usabilidade da análise de imagem digital e rede neural artificial como ferramenta não invasiva e não destrutiva para indicação do fim da vida útil de cabos elétricos de baixa tensão. O modelo de cor HSV (Tonalidade, Saturação, Brilho) através da componente brilho foi utilizado para caracterizar e avaliar a condição operacional dos cabos elétricos, e a rede neural de múltiplas camadas para analisar os dados. Por fim, a rede neural forneceu resultados bem-sucedidos na determinação do fim da vida útil de cabos elétricos.

**Keywords:** Low voltage electrical cables; Power cable insulation; Insulation testing; Digital image analysis; Artificial neural networks.

**Palavras-chaves:** Cabos elétricos de baixa tensão; Isolamento de cabos; Teste de isolamento; Análise de imagem digital; Redes neurais artificiais;

---

## 1. INTRODUÇÃO

Os cabos elétricos de baixa tensão são comumente isolados por PVC (policloreto de vinila), por ser um excelente isolante elétrico de baixo custo, com características de não propagação de chamas, e maleável (Ito and Nagai, 2007; Tawancy and Hassan, 2016). A exposição às tensões térmicas, dadas pela variação de carga aplicada quando em regime de operação, provoca alterações nas propriedades do PVC e, consequentemente, a sua deterioração. Logo, a vida útil desses cabos é determinada pela degradação térmica de seu material isolante (Nedjar, Bérroual and Boubakeur, 2006; Ito and Nagai, 2007; Kemari, Mekhaldi and Tegar, 2017).

A degradação do PVC pode favorecer o rompimento do isolamento do cabo elétrico e propiciar fugas de correntes elétricas ou curtos-circuitos, que quando não interrompidas por dispositivos de proteção podem provocar incêndios, promovendo assim, danos econômicos e ambientais.

Sendo assim, o monitoramento das condições operacionais de cabos envolve a inspeção de características do isolamento.

Um conjunto de testes e ensaios existentes permite fazer avaliações da degradação do PVC, bom como a estimativa da vida útil remanescente (Villaran and Lofaro, 2009; Tawancy and Hassan, 2016; Muniz *et al.*, 2017).

O índice de envelhecimento é um dos ensaios consolidados na literatura capaz de detectar a degradação e danos mecânicos do isolamento. Nesse ensaio, aplicam-se dois diferentes níveis de tensão elétrica no material isolante testado, utilizando um instrumento adequado, de modo a medir a resistência de isolamento. Uma diferença igual ou superior a 25% na medição da resistência de isolamento entre os dois níveis de tensão evidencia uma possível falha (Megger, 2006; Institute of Electrical and Electronic Engineers, 2014). É uma técnica invasiva, que requer a desconexão das terminações do cabo na instalação para conexão no aparato de teste.

Outro ensaio é o de tração mecânica, que pode fornecer parâmetros que descrevem as características mecânicas do material isolante, como por exemplo, o alongamento na ruptura (ASTM International, 2014a, 2014b). O experimento

consiste na aplicação de uma carga gradativamente crescente sobre um corpo de prova específico até o momento de ruptura. Tradicionalmente um valor de alongamento na ruptura inferior a 50% é usado como critério de aceitação para definir o fim da vida útil dos cabos elétricos (Anandakumaran, 2007; Villaran and Lofaro, 2009). É um teste destrutivo e que requer pequenas amostragens para sua realização.

Por fim, a inspeção visual é uma técnica de monitoramento da condição operacional de cabos elétricos, na qual estes são inspecionados a olho nu através da mudança de coloração, grau de brilho, rachaduras, e contaminação visual da superfície (Villaran and Lofaro, 2009). Como não requer contato físico com o circuito do cabo sob análise, é uma técnica não invasiva, e com baixíssimo potencial de riscos para o processo. Contudo, é uma técnica subjetiva, visto que depende da análise feita pelo técnico responsável usando sentidos humanos. Para ser efetiva, essa técnica deve ser realizada por profissionais experientes e com conhecimento dos mecanismos de degradação térmica de cabos (Ha *et al.*, 2012).

Visando à melhoria dos sistemas industriais e comerciais, dentre eles as inspeções de manutenção, diversas técnicas de visão computacional e aprendizado de máquina têm sido empregadas em substituição às atividades humanas (Marique *et al.*, 2003; El-din, Smith and El-din, 2004; Li, Cao and Guo, 2009; Abraham *et al.*, 2014; Liu, Liu and Chen, 2014). A utilização das ferramentas computacionais elimina a subjetividade que está imposta à análise puramente humana.

Uma ferramenta computacional muito empregada em substituição à inspeção visual é a análise de cores, um campo amplamente explorado na visão computacional (Ghidoni, Finotto and Menegatti, 2015). Um recente trabalho técnico correlaciona a detecção do fim da vida útil de cabos elétricos de baixa tensão com, somente, o componente brilho do modelo computacional de representação de cor HSV (Vieira, Muniz and Rampinelli, 2018). O modelo HSV é descrito em termos de três componentes visuais do olho humano: tonalidade (*Hue*), saturação (*Saturation*), e brilho (*Value*) (Li, Cao and Guo, 2009). Nesse modelo, cada *pixel* da imagem é formado por três números, no intervalo de 0 a 1, que representam os respectivos valores da tonalidade, saturação e brilho. Nesse trabalho, os autores observaram que o uso dos componentes de tonalidade e saturação para analisar o efeito da degradação térmica em cabos elétricos não apresentou resultados satisfatórios. Entretanto, verificou-se que a componente brilho se apresentava como uma variável com potencial correlação à degradação dos cabos.

Já em termos de aprendizado de máquina, uma técnica amplamente utilizada em sistemas inteligentes são as redes neurais artificiais (RNA). RNAs são modelos matemáticos proporcionados através de técnicas computacionais, que se inspiram na estrutura neural humana para adquirir, armazenar e utilizar conhecimento experimental (Haykin, 2003). As RNAs são bastante utilizadas para aplicações de reconhecimento e classificação de padrões (Amendolia *et al.*, 1998). A arquitetura de rede com múltiplas camadas permite realizar o mapeamento complexo de entrada/saída da rede,

permitindo assim melhor aplicabilidade na previsão de dados não lineares (El-din, Smith and El-din, 2004).

As RNAs adquirem conhecimento através de um processo de aprendizagem que é, basicamente, adaptar os pesos sinápticos conforme os estímulos do ambiente. Uma vez que esse é um modelo de aprendizado supervisionado, faz-se necessário uma base de dados rotulados, para que seja possível treinar a rede para compreender o relacionamento dos atributos de entrada e as classes de saída da rede (Marique *et al.*, 2001; Haykin, 2003).

Neste contexto, o presente trabalho propõe uma nova técnica de avaliação de degradação de isolamento de cabos elétricos de baixa tensão utilizando processamento de imagem digital e rede neural artificial para classificação, estimando assim, o fim da vida útil de cabos elétricos através de uma técnica não destrutiva e não invasiva e menos susceptível ao erro humano. O método consiste em obter-se imagens digitais de cabos elétricos isolados a PVC, de maneira não invasiva e não destrutiva, uma vez que os cabos inspecionados não sofrem intervenções ou retiradas de amostras, processar essas imagens extraindo características de interesse, inserção dessas características em uma RNA que entrega como saída a estimativa do atual estágio de degradação térmica do material isolante do cabo elétrico.

## 2. METODOLOGIA

### 2.1 Amostras de cabos elétricos

A avaliação de degradação de isolamento de cabos elétricos de baixa tensão ao longo de sua vida útil torna-se viável devido a procedimentos laboratoriais que simulam o seu envelhecimento térmico, gradual e acelerado (Magioni *et al.*, 2017). Desse modo, amostras de cabos elétricos de cobre eletrolítico com isolamento de PVC, seção transversal de 4 mm<sup>2</sup>, nas cores branco, vermelho e amarelo, foram submetidas a um processo de envelhecimento térmico acelerado em estufa, cuja temperatura era 30°C superior à temperatura da classe térmica dos cabos, 70°C. A temperatura da estufa superior ao limite da temperatura da classe térmica dos cabos permitiu uma redução de 87,5% no tempo de degradação do isolamento sem contudo destruí-los, procedimento adotado conforme norma técnica (International Electrotechnical Commission, 2008, 2013).

As amostras de cabos elétricos utilizadas na presente pesquisa são provenientes de uma publicação científica que analisou a vida útil remanescente de cabos elétricos de baixa tensão isolados a PVC com diferentes regimes de degradação térmica através dos ensaios de índice de envelhecimento e tração mecânica (Vieira and Muniz, 2018). A Tabela 1 apresenta os 8 grupos de amostras desses cabos elétricos com diferentes regimes de tempo de degradação térmica, e seus respectivos resultados em formato de média e desvio padrão, para os ensaios de índice de envelhecimento (I.E.) e tração mecânica através do parâmetro alongamento na ruptura. Cada grupo é constituído de três amostras de cabos elétricos, comprimento de 30 cm, nas cores branco, vermelho e amarelo.

**Tabela 1. Grupos de amostras (Vieira and Muniz, 2018)**

Grupo	Tempo equivalente de degradação (horas)	I.E.	Alongamento na ruptura (%)
1	0	$0,97 \pm 0,05$	$144,03 \pm 3,46$
2	5.376	$0,91 \pm 0,06$	$109,58 \pm 1,03$
3	10.752	$0,91 \pm 0,05$	$99,01 \pm 18,42$
4	16.128	$0,94 \pm 0,04$	$88,43 \pm 13,16$
5	21.504	$0,92 \pm 0,07$	$57,38 \pm 0,18$
6	26.880	$0,55 \pm 0,09$	$8,89 \pm 3,42$
7	32.256	$0,48 \pm 0,08$	$7,24 \pm 2,93$
8	37.632	$0,04 \pm 0,01$	$5,54 \pm 1,87$

Mediante análise da Tabela 1, e comparando com os valores mínimos estabelecidos na literatura para diagnóstico de degradação de isolamento de cabos elétricos, de 0,75 para I.E. e 50% para tração mecânica, identifica-se o fim da vida útil para o grupo de amostras 6 e, por conseguinte, os grupos posteriores a este, 7 e 8. Sendo assim, a base de dados do presente trabalho é composta por 8 grupos com 3 amostras cada, totalizando 24 espécimes de cabos elétricos de baixa tensão nas cores branco, vermelho e amarelo, que apresentam alguma ou nenhuma vida útil remanescente.

## 2.2 Captura das imagens digitais

Qualquer alteração no ponto de vista a partir do qual um objeto é observado e das fontes de luz pelas quais é iluminado proporcionam alterações na aparência do objeto, o que dificulta seu reconhecimento por visão computacional (Belhumeur and Kriegman, 1998). No campo desta pesquisa, sabe-se que as condições de visualização têm influência direta na variação de cor (Byrne and Hilbert, 2003), variável à qual a característica de brilho é atrelada. Dessa forma, visando minimizar a influência das diferentes condições de ambientações existentes, produziram-se as imagens digitais dos cabos elétricos em uma câmara escura, isolada de qualquer iluminação exterior, e sujeita apenas a uma luminosidade controlada e conhecida.

Para a captura das imagens digitais, utilizou-se um microscópio digital com sensor de imagem de 2.0 megapixels e fonte de luz de LED. Registraram-se 10 imagens digitais de cada cabo elétrico, em diferentes posições de sua extensão, totalizando 30 imagens para cada grupo de espécimes, e 240 imagens de base amostral.

## 2.3 Análise computacional das imagens digitais

As 240 imagens digitais que formam a base de dados deste trabalho são constituídas basicamente de um objeto de estudo (cabo elétrico) disposto em um plano de cor preta, conforme exemplificado nas Fig. 1 e 2, onde têm-se uma imagem digital de um cabo elétrico branco, um vermelho e outro amarelo, com 5.376 e 37.632 horas de degradação, respectivamente. Devido ao aspecto distinto de intensidade de cores entre o cabo elétrico e o fundo preto que formam a imagem, utilizou-se o método de limiarização para distinguir as duas regiões, permitindo assim, estudar somente os pixels que formam a extensão do cabo elétrico. Para o processamento das imagens digitais utilizou-se o *Spyder*, um

ambiente de desenvolvimento integrado para *Python*, com o auxílio da biblioteca *OpenCV*.

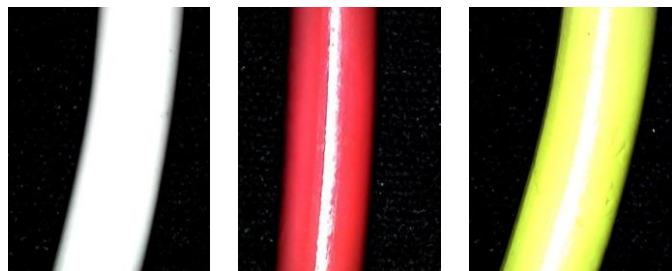


Fig. 1 Imagem digital de cabo elétrico de baixa tensão na cor branco, vermelho e amarelo, com 5.476 horas de degradação.

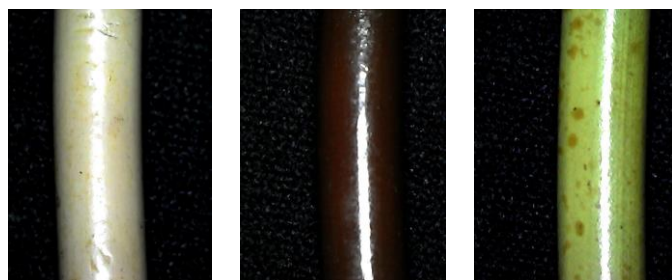


Fig. 2 Imagem digital de cabo elétrico de baixa tensão na cor branco, vermelho e amarelo, com 37.632 horas de degradação.

A Fig. 3 ilustra o resultado final do processo de limiarização global para a uma imagem digital de cabo elétrico na cor vermelho. Com a imagem limiarizada é possível identificar exclusivamente a estrutura física do cabo elétrico, servindo assim como um molde para extração das características do objeto de interesse.

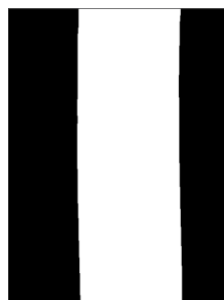


Fig. 3 Cabo elétrico de cor vermelho limiarizado.

Posteriormente, de modo a viabilizar a análise da degradação de cabos elétricos através da componente brilho do modelo de representação de cor HSV, converteu-se a imagem fornecida pelo microscópio eletrônico para o modelo pretendido. E utilizando as respectivas coordenadas dos pixels brancos de cada imagem limiarizada (conforme exemplo da Fig. 3), analisaram-se tão somente os valores da componente brilho que correspondessem ao cabo elétrico. Para fins de análise estatística da imagem digital, analisou-se a média e o desvio padrão dos valores de brilho de uma única imagem digital capturada de cada cor de cabo, conforme apresentado na Tabela 2, representando apenas oito imagens do banco de 240 imagens disponíveis.

De acordo com a Tabela 2, averiguou-se que apenas a análise direta de degradação de isolamento de cabos elétricos de baixa tensão através da componente brilho não é capaz de estimar a vida útil remanescente, dado que os valores permanecem praticamente constantes para as amostras iniciais, e após a amostra 6 baixa para um valor inferior. O grupo de amostras 6, mesmo não apresentando relação de degradação com os valores de brilho, apresenta tempo de degradação entre 20.000 h e 30.000 h, tempo de degradação estabelecido pela literatura (International Electrotechnical Commission, 2013). Sendo assim, os dados estatísticos oriundos da componente brilho do modelo de representação de cor HSV podem ser utilizados somente para indicar a não confiabilidade de cabos elétricos já degradados, não servindo para uma análise da degradação contínua ao longo da vida útil dos cabos.

**Tabela 2. Componente brilho para uma única imagem digital de cada cor de cabo elétrico.**

Grupo de Amostras	Componente Brilho		
	Branco Méd.±Desv.	Vermelho Méd.±Desv.	Amarelo Méd.±Desv.
1	0,91 ± 0,20	0,92 ± 0,17	0,93 ± 0,19
2	0,93 ± 0,17	0,87 ± 0,20	0,93 ± 0,17
3	0,90 ± 0,20	0,87 ± 0,21	0,90 ± 0,20
4	0,94 ± 0,16	0,87 ± 0,21	0,92 ± 0,19
5	0,95 ± 0,16	0,90 ± 0,19	0,94 ± 0,18
6	0,89 ± 0,21	0,87 ± 0,21	0,90 ± 0,21
7	0,68 ± 0,21	0,30 ± 0,21	0,76 ± 0,22
8	0,69 ± 0,22	0,25 ± 0,23	0,60 ± 0,21

Por meio do teste estatístico z (Montgomery and Runger, 2010), pode-se avaliar a relevância da diferença entre os valores da componente brilho de dois grupos de cabos. Os resultados apresentados na Tabela 3 mostram que, para as três cores analisadas, a diferença entre os valores médios de brilho ocorre de forma mais significativa para o grupo de amostras 7 quando comparadas ao grupo de amostras 6, viabilizando assim, a determinação de um ponto de ruptura na identificação de isolamento de cabos elétricos degradados. Quanto maior o valor da estatística z (em módulo), mais significativa é a diferença entre as duas médias comparadas.

**Tabela 3. Teste z para analisar a diferença de brilho dos grupos de amostras.**

Grupo de Amostras	Componente Brilho		
	Branco	Vermelho	Amarelo
1	-	-	-
2	-6,71	-14,57	-9,00
3	-1,67	10,99	8,62
4	10,85	-0,81	-1,10
5	0,48	5,82	1,81
6	-11,06	-6,82	-7,62
7	-39,38	-73,68	-22,13
8	1,91	-51,58	-20,65

Percebe-se também, na Tabela 3, um comportamento não linear entre os dados de brilhos. De forma geral, para as três cores analisadas, averigua-se que os valores médios de brilho não podem ser descritos por uma única expressão matemática, dada a oscilação do valor z, que algumas vezes

mostra a existência de uma diferença mais significativa entre as médias, outras vezes menos.

Logo, a componente brilho será usada como característica que identifica o fim de vida útil do isolamento elétrico.

#### 2.4 Treinamento, teste e validação da rede neural artificial

O funcionamento de uma RNA baseia-se em dois processos fundamentais: treinamento e teste. Para estas etapas, faz-se necessário um conjunto de atributos de entrada e suas respectivas classes de saída para que a rede possa adquirir conhecimento experimental e, por conseguinte, validar o que foi aprendido. No caso deste trabalho de inspeção de degradação de cabos elétricos, os atributos de entrada são as características de brilho extraídas das imagens digitais, e as classes de saída, a indicação da degradação ou não do isolamento.

Sendo assim, rotularam-se as 180 imagens digitais referentes aos grupos de amostras 1 a 6 como pertencentes à mesma classe, de tal forma que todas as características de brilho provenientes dessas imagens façam referência à classe de cabos elétricos não degradados. E as 60 imagens digitais relativas aos grupos de amostras 7 e 8, como pertencentes à classe de cabos elétricos degradados.

Dividiu-se a base de dados das imagens digitais de cabos elétricos não degradados e degradados proporcionalmente a 80% para treinamento e 20% para teste da rede. Ou seja, 144 imagens de cabos elétricos não degradados, e 48 de cabos degradados foram utilizadas para treinamento da rede, totalizando assim, 192 imagens. E as 48 imagens restantes, pertencentes as suas relativas classes, para teste da rede.

Amostras oriundas de outras duas publicações científicas que analisaram a degradação térmica de isolamento de cabos elétricos de baixa tensão através da inspeção termográfica foram utilizadas para validar o conhecimento experimental da rede (Muniz et al., 2017; Teixeira and Muniz, 2017). A Tabela 4 fornece os dados dos 7 grupos de amostras com diferentes regimes de degradação térmica, onde cada um desses é constituído de uma única amostra de cabo elétrico na respectiva cor indicada. Conforme apresentado na tabela, para a validação da rede neural têm-se diferentes cabos elétricos nas cores vermelho, branco, amarelo e azul. Sendo que esta última cor não fez parte da base de dados empregada para treinar e testar a rede.

**Tabela 4. Amostras utilizadas para validação da rede.**

Grupo de Amostras	Tempo equivalente de degradação (horas)	Cor	Indicação de degradação do isolamento
1	0	Branco	Não
2	8.064	Azul	Não
3	16.128	Azul	Não
4	20.160	Branco	Não
5	24.192	Amarelo	Não
6	36.288	Vermelho	Sim
7	40.320	Amarelo	Sim

Realizaram-se três imagens digitais de cada amostra, em diferentes regiões de suas extensões, sob as mesmas condições de luminosidade e captura de imagens abordadas no decorrer deste trabalho. Posto isto, obtiveram-se 21 imagens digitais de cabos elétricos de diferentes cores para validação da rede neural proposta.

### 2.5 Arquitetura da Rede Neural de Múltiplas Camadas

A escolha pela arquitetura de rede com múltiplas camadas deve-se à melhor aplicabilidade na previsão de dados não lineares (El-din, Smith and El-din, 2004). Para tanto, optou-se por utilizar a arquitetura do Perceptron Multi-Camadas, utilizando três camadas ocultas com três neurônios cada, conforme mostra a Fig. 4. Na camada de entrada utilizaram-se dois neurônios artificiais que correspondem aos valores de média e desvio padrão da componente “brilho” do cabo elétrico analisado. Optou-se por condensar os dados nas medidas estatísticas para viabilizar seu rápido processamento. A Fig. 4 esquematiza a estrutura da rede neural de múltiplas camadas desenvolvida para classificação dos dados.

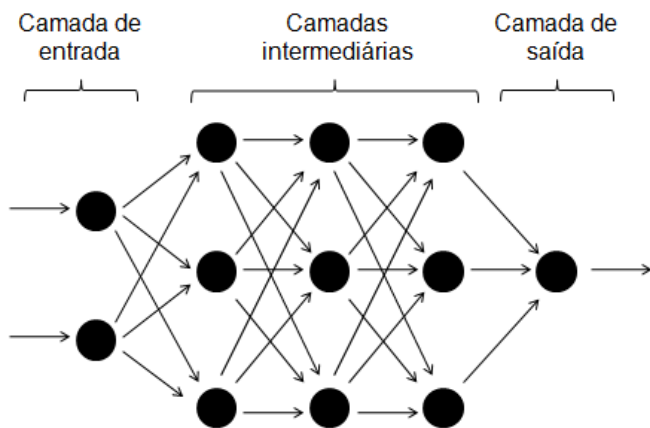


Fig. 4 Arquitetura da rede neural artificial de múltiplas camadas.

Na camada de saída, empregou-se um único neurônio que fornece o valor estimado para indicação ou não da degradação do isolamento de cabo elétrico. Para a função de ativação dos neurônios utilizou-se a função tangente hiperbólica. Para o desenvolvimento da rede neural de múltiplas camadas utilizou-se o *Spyder*, com o auxílio da biblioteca *Scikit-learn*.

## 3. RESULTADOS

### 3.1 Resultados do Treinamento e Teste

A configuração da rede proposta apresentou exatidão na classificação dos dados de 98,75% para a fase de treinamento, e 98,50% para a fase de teste. A Fig. 5 apresenta a matriz de confusão para o conjunto de teste da rede, possibilitando assim, uma melhor visualização dos resultados de classificação da rede para as duas classes existentes.

Mediante análise da Fig. 5, percebe-se que das 48 imagens digitais utilizadas para teste da rede, apenas 1 foi classificada erroneamente pela rede. Na Tabela 5 têm-se as métricas de

desempenho utilizadas para avaliar a qualidade do modelo de rede proposto para classificação dos dados.

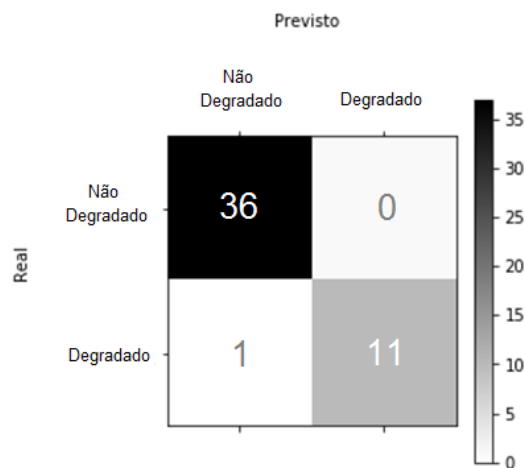


Fig. 5 Matriz de confusão para teste da rede.

**Tabela 5. Métricas de desempenho para o conjunto de teste da rede.**

Classificação da Amostra	Precisão	Sensibilidade	Total
Não Degradado	97%	100%	36
Degradado	100%	92%	12
Média/Total	98%	98%	48

A precisão de 100% para os cabos degradados evidencia a capacidade da rede em acertar as previsões para essa classe. Diferentemente, a classe dos não degradados apresentou 97% de precisão. Já a métrica de sensibilidade indica o quão bom o classificador é para identificar as classes que realmente as têm. Conforme a Tabela 5, as amostras que não são degradados foram preditas como não degradados em 100% dos casos. Considerando as limitações da pesquisa, uma baixa quantidade de espécimes de cabos, verifica-se altas precisão e sensibilidades nesta etapa de teste.

### 3.2 Resultados de Validação da Rede

Os resultados da classificação das 21 imagens de validação da rede estão apresentados graficamente na Fig. 6 através da matriz de confusão. Verifica-se que dentre as 21 possíveis classificações, a rede identificou 2 imagens equivocadamente. Ambas as imagens são pertencentes à amostra de cabo elétrico na cor amarelo com tempo de degradação de 40.320 h. Destaca-se também que a rede relacionou as amostras de cabo elétrico de cor azul de forma correta, cor de cabo que não havia sido utilizada para treinamento e teste da rede. Isso expõe a predisposição da rede em classificar a degradação de isolamento de cabos elétricos independentemente da cor.

A acurácia da rede para os dados de validação teve um valor médio de 90,5%. Na Tabela 6, observa-se que as amostras pertencentes à classe dos degradados foram corretamente preditos em somente 67% dos casos. Já os cabos não degradados foram corretamente classificados em 100% dos casos. Analisando a precisão, verifica-se que todas as

predições de que a amostra analisada era degradada foram corretas.

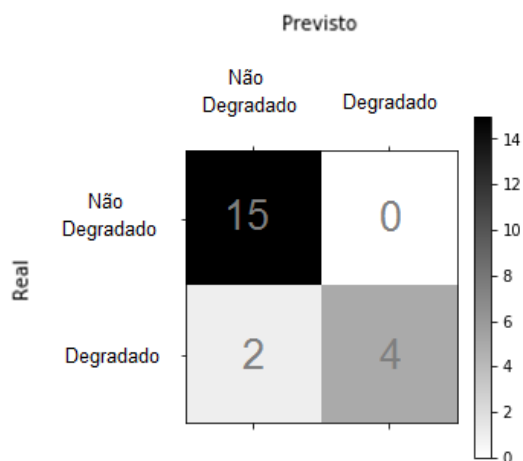


Fig. 6 Matriz de confusão para validação da rede.

**Tabela 6. Métricas de desempenho para o conjunto de validação da rede.**

Classificação da Amostra	Precisão	Sensibilidade	Total
Não Degradado	88%	100%	15
Degradado	100%	67%	6
Média/Total	92%	90%	21

Verifica-se nesta validação que a RNA apresentou desempenho aquém daquele visto na etapa de teste. Entretanto, tanto precisão quanto sensibilidade têm resultados médios de acerto acima de 90%, resultado que indica o potencial do método empregado face à limitação de base de dados para sua construção.

#### 4. CONCLUSÕES

Uma vez que a utilização de RNAs como ferramenta de manutenção elétrica ainda é pouco abordada e discutida no âmbito científico, não se têm referências de desempenho para métodos semelhantes ou análogos ao aqui proposto. Considerando que a base de dados é incipiente, os resultados obtidos no treinamento, teste e validação da rede proposta mostraram-se satisfatórios, apresentando acertos superiores a 90%. Destaca-se a capacidade de generalização da rede, que apresentou previsões plausíveis para espécimes de cor diferente do seu conjunto de treinamento e teste. Mediante os conceitos adquiridos no processo de treinamento e teste para cabos elétricos na cor vermelho, amarelo e branco, a rede mostrou-se capaz de identificar corretamente também a classe de cabos elétricos de cor azul.

Mesmo com a limitação do método proposto em se produzir as imagens digitais dos cabos analisados em condições controladas sem a influência de iluminação externa, verifica-se que o método é aplicável em instalações elétricas reais, visto que os pontos de acesso a cabos, tais como caixas de passagem e quadros de distribuição, podem facilmente serem encobertos e protegidos de iluminação externa, criando a situação necessária. Como ganho de qualidade, elimina-se a análise por inspeção visual, cujo fator humano pode

influenciar no processo e afetar a forma como é feito o diagnóstico de cabos elétricos. Portanto, trata-se de uma boa e compreensível ferramenta computacional para abordagem em condutores de saída dos painéis elétricos de instalações residenciais e comerciais, onde a intensidade de circulação de corrente elétrica é maior, agregando a facilidade de acesso visual aos cabos à inspeção na localização onde a degradação térmica é maior.

Outros trabalhos podem ser desenvolvidos para a consolidação e aprimoramento da técnica aqui proposta. Notadamente, uma base de dados maior em quantidade, mais diversificada em cores, e melhor balanceada entre as classes permitirá a construção de um classificador mais acurado.

Além disso, para estudos futuros, sugere-se aplicar técnicas de Redes Neurais Convolucionais (CNN) para analisar diretamente as imagens digitais dos cabos elétricos de baixa tensão, sem necessidade de processamento prévio, permitindo o uso direto da aplicação em situações reais, dispensando assim, iluminação e fundo controlados. Atualmente, as CNN têm apresentado bom desempenho em reconhecimento de padrões e classificação utilizando imagens. Para isso, é necessário o aumento significativo da base dados a ser utilizada.

#### REFERÊNCIAS

- Abraham, A. *et al.* (2014) ‘Machine learning for neuroimaging with scikit-learn’, *Frontiers in Neuroinformatics*, 8, pp. 1–10. doi: 10.3389/fninf.2014.00014.
- Amendolia, S. R. *et al.* (1998) ‘Classification and Quantitation of H NMR Spectra of Alditols Binary Mixtures Using Artificial Neural Networks’, *Analytical Chemistry*, 70(7), pp. 1249–1254. doi: 10.1021/ac970868g.
- Anandakumaran, K. (2007) ‘Aging and condition monitoring studies of composite insulation cables used in nuclear power plants’, *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 14(1), pp. 227–237.
- ASTM International (2014a) *D 638 - 99 Standard Test Method for Tensile Properties of Plastics*.
- ASTM International (2014b) *D 882 - 02 Standard Test Method for Tensile Properties of Thin Plastic Sheeting*.
- Belhumeur, P. N. and Kriegman, D. J. (1998) ‘What Is the Set of Images of an Object Under All Possible Illumination Conditions?’, *International Journal of Computer Vision*, 28(3), pp. 245–260.
- Byrne, A. and Hilbert, D. R. (2003) ‘Color realism and color science’, *Behavioral and Brain Sciences*. IFES, 26(1), pp. 3–21.
- El-din, A. G., Smith, D. W. and El-din, M. G. (2004) ‘Application of artificial neural networks in wastewater



- treatment', *Journal of Environmental Engineering & Science*, 3, p. 95. doi: 10.1139/S03-067.
- Ghidoni, S., Finotto, M. and Menegatti, E. (2015) 'Automatic Color Inspection for Colored Wires in Electric Cables', *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 12(2), pp. 596–607. doi: 10.1109/TASE.2014.2360233.
- Ha, C. *et al.* (2012) 'Diagnosis of MV Power Cables for Nuclear Power Plants', *Journal of International Council on Electrical Engineering*, 2(3), pp. 317–320. doi: 10.5370/JICEE.2012.2.3.317.
- Haykin, S. (2003) *Redes Neurais: Princípios e prática*. 2nd edn. Porto Alegre: Brookman.
- Institute of Electrical and Electronic Engineers (2014) '43-2013 - IEEE Recommended practice for testing insulation resistance of electric machinery'. IEEE. doi: 10.1109/IEEESTD.2014.6754111.
- International Electrotechnical Commission (2008) *IEC 61857-1 Electrical insulation systems – Procedures for thermal evaluation – Part 1: General requirements – Low-voltage*.
- International Electrotechnical Commission (2013) *IEC 60216-1 Electrical insulating materials – Thermal endurance properties – Part 1: Ageing procedures and evaluation of test results*.
- Ito, M. and Nagai, K. (2007) 'Analysis of degradation mechanism of plasticized PVC under artificial aging conditions', *Polymer Degradation and Stability*, 92(2), pp. 260–270.
- Kemari, Y., Mekhaldi, A. and Tegar, M. (2017) 'Experimental investigation and signal processing techniques for degradation assessment of XLPE and PVC/B materials under thermal aging', *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 24(4), pp. 2559–2569.
- Li, C., Cao, Q. and Guo, F. (2009) 'A method for color classification of fruits based on machine vision', *WSEAS Transactions on Systems*, 8(2), pp. 312–321.
- Liu, F., Liu, X. and Chen, Y. (2014) 'An efficient detection method for rare colored capsule based on RGB and HSV color space', *Proceedings - 2014 IEEE International Conference on Granular Computing, GrC 2014*, pp. 175–178.
- Magioni, P. L. Q. *et al.* (2017) 'AGING INDEX AS AN INDICATOR OF DEGRADATION OF LOW VOLTAGE ELECTRICAL CABLES INSULATED BY PVC', *Ifes Ciência*, 3(1), pp. 4–15.
- Marique, T. *et al.* (2001) 'A general artificial neural network for the modelization of culture kinetics of different CHO strains', *Cytotechnology*, 36(1–3), pp. 55–60.
- Marique, T. *et al.* (2003) 'Modeling of Fried Potato Chips Color Classification using Image', *Food Engineering and Physical Properties*, 68(7), pp. 2263–2266.
- Megger (2006) *The complete guide to electrical insulation testing*. Available at: <https://www.instrumart.com/assets/Megger-insulationtester.pdf> (Accessed: 7 June 2017).
- Montgomery, D. and Runger, G. (2010) *Applied statistics and probability for engineers*. 3rd edn. New York, USA: John Wiley & Sons.
- Muniz, P. R. *et al.* (2017) 'Prospects of Life Estimation of Low Voltage Electrical Cables Insulated by PVC by Emissivity Measurement', *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 24(6), pp. 3951–3958. doi: 10.1109/TDEI.2017.006868.
- Nedjar, M., Bérroual, A. and Boubakeur, A. (2006) 'Influence of thermal aging on the electrical properties of poly(vinyl chloride)', *Journal of Applied Polymer Science*, 102(5), pp. 4728–4733.
- Tawancy, H. M. and Hassan, M. (2016) 'On the degradation mechanism of low-voltage underground cable with Poly(Vinyl Chloride) insulation', *Journal of Materials Engineering and Performance*. Springer US, 25(6), pp. 2288–2295. doi: 10.1007/s11665-016-2109-1.
- Teixeira, J. and Muniz, P. R. (2017) 'Estimativa da vida útil de isolamento de cabos elétricos de baixa tensão por termografia infravermelha', in *XII Jornada de Iniciação Científica, Desenvolvimento Tecnológico e Inovação do Ifes*. Vitória, p. 11.
- Vieira, M. P. and Muniz, P. R. (2018) 'Técnicas para inspeção de degradação do isolamento de cabos elétricos de baixa tensão', in *II Jornada de Iniciação Científica, Desenvolvimento Tecnológico e Inovação do Ifes*. Vitória, p. 9.
- Vieira, M. P., Muniz, P. R. and Rampinelli, M. (2018) 'Análise de imagem para diagnóstico de degradação de isolamento de cabos elétricos de baixa tensão', in *International Conference on Industry Applications - INDUSCON*. São Paulo.
- Villaran, M. and Lofaro, R. (2009) *Condition monitoring of cables. Task 3 report: condition monitoring techniques for electric cables*. Washington. Available at: <http://www.bnl.gov/isd/documents/70782.pdf> (Accessed: 7 June 2017).