

# Método de Estimação On-line da Vida Útil de Capacitores Eletrolíticos do Barramento CC em Inversores de Frequência Trifásicos

Mateus Abreu de Andrade\* Rodolfo César Costa Flesch\*\*  
Eric Koji Nakirimoto\*\*\*

\* Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Automação e Sistemas, Universidade Federal de Santa Catarina, SC, (e-mail: mateus.abreu@posgrad.ufsc.br).

\*\* Departamento de Automação e Sistemas, Universidade Federal de Santa Catarina, SC, (e-mail: rodolfo.flesch@ufsc.br)

\*\*\* Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Santa Catarina, SC, (e-mail: eric.nakirimoto@posgrad.ufsc.br).

---

## Abstract:

Direct current (DC) link electrolytic capacitors are one of the components most prone to fail in power electronics converters. The traditional capacitor condition monitoring methods require extra hardware, which translates as an increased cost. This paper proposes and experimentally evaluates an alternative software-based condition monitoring method that uses an artificial neural network (ANN) to predict the capacitance of the DC-link capacitor bank in three-phase front-end diode rectifier motor drives. Based on time-domain parameters, the ANN is trained with a printed circuit board capacitor jig and evaluated with aged samples. Experiments were conducted in several operating conditions and the absolute prediction errors were all less than 2.4%, showing that the proposed method is able to monitor the degradation level of the dc-link capacitor bank in variable frequency drives.

**Resumo:** Capacitores eletrolíticos do barramento de corrente contínua (CC) são uma das principais fontes de falhas em conversores eletrônicos de potência. Métodos tradicionais de monitoração desses capacitores requerem componentes adicionais, que aumentam o custo total do projeto. O presente trabalho propõe e valida experimentalmente um método alternativo que requer apenas implementações de software e utiliza rede neural artificial (RNA) para realizar a estimação da capacitância do barramento CC em inversores de frequência trifásicos com retificador a diodos. Utilizando como dados de entrada grandezas no domínio do tempo, a RNA é treinada com dados obtidos de uma jiga de capacitores desenvolvida e avaliada com amostras de capacitores degradadas por sobretemperatura. Os experimentos foram realizados em diversas condições de operação e em todas elas o erro absoluto de predição foi menor que 2,4%, mostrando que o método proposto é capaz de monitorar o nível de degradação do banco de capacitores do barramento CC de inversores de frequência.

*Keywords:* condition monitoring; power electronics; electrolytic capacitors; degradation estimation; artificial neural networks.

*Palavras-chaves:* monitoração de vida útil; eletrônica de potência; capacitores eletrolíticos; estimação de vida útil; redes neurais artificiais.

---

## 1. INTRODUÇÃO

Capacitores do barramento de corrente contínua (CC) são elementos importantes em conversores de potência por possuírem alta parcela de contribuição no tamanho, custo, eficiência e índice de falha do produto final. Dado que uma falha do conversor tipicamente tem influência direta na confiabilidade do sistema em que é utilizado, uma operação confiável de acordo com o tempo de vida útil projetado é um requisito crítico. Isso evita elevados custos de manutenção, riscos de segurança e inoperação do sistema (Kassakian and Jahns, 2013).

De acordo com uma pesquisa voltada à indústria realizada em 2018 em colaboração com as empresas pertencentes ao Centro de Eletrônica de Potência da Europa (ECPE, do inglês *European Center for Power Electronics*), capacitores eletrolíticos são a segunda principal fonte de falha em conversores, atrás apenas do grande grupo de semicondutores de potência. A sua parcela de contribuição é de 26% do número total de falhas observadas, seguido por capacitores de filme e capacitores cerâmicos. Assim, o desenvolvimento de métodos de estimação da saúde de capacitores eletrolíticos em conversores de potência tem se tornado um tema atrativo para a indústria, a fim de se

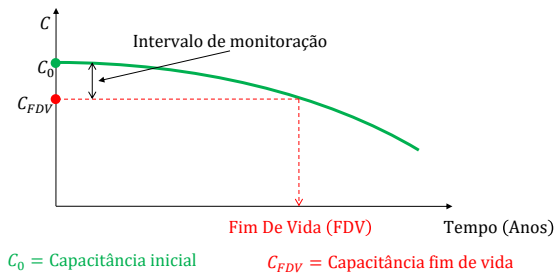


Figura 1. Curva de degradação da capacitância ao longo do tempo de operação.

realizar a manutenção preditiva ao invés da manutenção corretiva (Falck et al., 2018).

Nas últimas duas décadas, diversos métodos foram propostos para a estimação da vida útil de capacitores eletrolíticos em barramento CC de conversores de potência, conforme apresentado em trabalhos de revisão, como Soliman et al. (2016) e Zhao et al. (2020). A grande maioria dos métodos propostos se baseia na estimação da capacitância e da resistência série equivalente (RSE), as quais são indicadores de degradação para capacitores, de acordo com Wang and Blaabjerg (2014). Para capacitores eletrolíticos de alumínio, um critério amplamente aceito como fim de vida (FDV) é a redução de 20% da capacitância nominal ou que se atinja o dobro da RSE inicial (Lahyani et al., 1998). A maioria dos métodos de monitoração de vida útil propostos na literatura são focados na estimação da capacitância e posterior comparação do valor estimado com o de FDV para determinar o nível de degradação, conforme ilustrado na Figura 1. A definição do valor para determinar o FDV é baseada em dois aspectos: a degradação do capacitor se torna consideravelmente acelerada após atingir o critério de FDV para capacitância e o sistema eletrônico de potência não irá funcionar adequadamente quando a capacitância diminui para o nível de FDV (Soliman et al., 2016). Além dos aspectos de confiabilidade, como as perdas listadas, as chances de ruptura e explosão aumentam quando se opera em condições que extrapolam o FDV (Lahyani et al., 1998).

Os métodos de monitoração de capacitores tipicamente são classificados em três perspectivas, conforme apresentado na Figura 2. A primeira perspectiva é a disponibilidade: se o indicador de saúde do componente pode ser obtido durante a sua operação normal, o método é classificado como on-line; caso seja necessária uma interrupção, ele é classificado como off-line. A segunda perspectiva está relacionada ao tipo do indicador de saúde utilizado como base para o método. Por fim, a terceira perspectiva avalia os métodos para se obter o indicador em específico, os quais estão divididos em três categorias e suas subcategorias: método baseado em sensor de corrente, método baseado em modelo de circuito e método baseado em dados e algoritmos avançados (Soliman et al., 2016).

Os métodos baseados em sensor de corrente se baseiam na estimação da capacitância ou RSE utilizando a tensão eficaz (RMS, do inglês *root mean square*) de oscilação do barramento CC e corrente dos capacitores obtida por sensor. Em Luo et al. (2022), realiza-se a estimação on-line

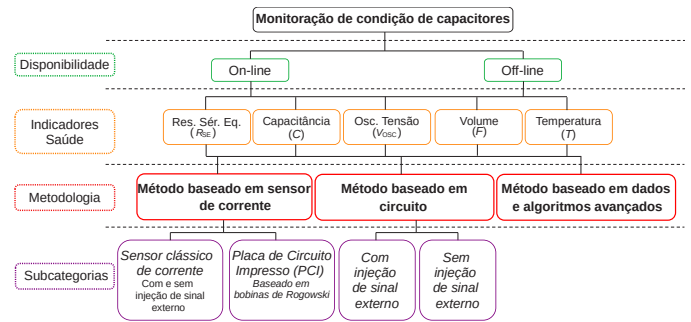


Figura 2. Classificação dos métodos de monitoração de condição de capacitores.

da capacitância do barramento CC por meio do cálculo da magnitude das harmônicas da medição de tensão e oscilação de corrente do barramento CC via transformada rápida de Fourier (FFT, do inglês *fast Fourier transform*). Para compensação do efeito da temperatura da grandeza estimada, utiliza-se um transdutor de temperatura ambiente para realizar a estimação da temperatura do núcleo dos capacitores.

Diferentemente do que ocorre nos métodos baseados em sensor de corrente, nos baseados em modelo de circuito a corrente dos capacitores é obtida de forma indireta de acordo com a estrutura e princípio de operação do conversor. Em Chaiyakhhot et al. (2022), realiza-se a estimação da capacitância e RSE do barramento CC em inversores de frequência trifásicos por meio da aplicação do método de mínimos quadrados recursivo (RLS, do inglês *recursive least squares*) à medição da tensão RMS de oscilação e corrente estimada do barramento CC. A estimação da corrente é realizada através da medição das correntes de saída de cada fase na etapa de descarga dos capacitores por meio do emprego de um acionamento por modulação vetorial espacial da tensão de saída (SVPWM, do inglês *space vector pulse width modulation*), que tem vetores de tensão não nulos durante essa fase.

No que se refere aos métodos baseados em dados e algoritmos avançados, o inversor de frequência é tratado como uma caixa preta. A relação entre os parâmetros de entrada e os parâmetros de saída a serem estimados é obtida por meio de algoritmos de treinamento de dados. Os dados de treinamento são medidos em condições conhecidas de operação. Em Soliman (2017), emprega-se uma rede neural artificial (RNA) para estimação de forma on-line a capacitância do barramento CC na velocidade síncrona do motor por meio da tensão RMS de oscilação do barramento CC e da corrente de saída do motor.

Mesmo que os métodos anteriormente apresentados foram verificados por simulação e resultados experimentais, grande parte é dificilmente adotada pela indústria por conta da sua complexidade, condições específicas de operação, aumento de custo e erro de estimação. Desta forma, o desenvolvimento de novos métodos de monitoração de vida útil baseados em software e com a utilização de grandezas já existentes, sem a necessidade de hardware adicional, é um grande atrativo para indústria (Falck et al., 2018).

Com propósito de minimizar as restrições dos métodos discutidos nos parágrafos anteriores e priorizar os requisitos

desejados para aplicação industrial, o objetivo deste trabalho é propor um método on-line para monitoração de condição de capacitores através da estimação da capacitância do barramento CC baseado em dados e algoritmos avançados, conforme a classificação dos métodos apresentada na Figura 2. O mesmo prevê a utilização de RNA e dados de entrada tipicamente disponíveis em inversores de frequência industrial, inspirado no método proposto por Soliman (2017). Em Soliman (2017), são utilizadas como dados de entrada da RNA a tensão RMS de oscilação do barramento CC e a corrente de saída do motor. Para a etapa de treinamento, os dados foram obtidos em diferentes condições de operação de corrente de saída e capacitância do barramento CC na velocidade síncrona do motor utilizado. Apesar de o critério de FDV de capacitores eletrolíticos ser com a diminuição da sua capacitância, nesse artigo é realizada a adição de capacitância em relação ao seu valor nominal para se obter os dados de treinamento. Já na etapa de teste, a RNA é apenas testada com o banco capacitivo original nas mesmas condições de operação da etapa de treinamento e se obteve erro máximo de estimação de 1% para todas as condições avaliadas. Desta forma, o presente trabalho apresenta três novidades em relação ao método proposto por Soliman: (i) a inclusão da frequência de saída como entrada da RNA, posto que inversores de frequência usualmente não operam com uma frequência fixa de saída; (ii) os processos de treinamento e teste foram realizados com valores de capacitância pertencentes ao intervalo de monitoração, conforme apresentado na Figura 1; e (iii) foi realizada validação experimental com o banco capacitivo original e com amostras de capacitores degradadas de forma acelerada por sobretemperatura.

O artigo está dividido em quatro seções. Na seção 2, são apresentados os princípios básicos de RNA para monitoração da vida útil de capacitores eletrolíticos. Na seção 3, são apresentados e avaliados os resultados experimentais. Por fim, na seção 4, são apresentadas a conclusão e perspectivas futuras do método proposto.

## 2. RNA PARA CONDIÇÃO DE VIDA ÚTIL DE CAPACITORES

O método apresentado neste trabalho propõe a utilização de uma RNA para estimação da integridade dos capacitores do barramento CC em inversores de frequência industriais trifásicos com retificador a diodos. São utilizados como dados de entrada a corrente de saída do motor, a frequência de saída do motor e a tensão RMS de oscilação do barramento CC, e como dado de saída a capacitância do barramento CC. A Subseção 2.1 detalha as estratégias, modificações e condições de operação utilizadas para obtenção dos dados de treinamento e teste. Já a Subseção 2.2 apresenta o método e os critérios utilizados para definir a estrutura da RNA utilizada em relação à quantidade e número de neurônios e em relação à função de ativação da camada escondida.

### 2.1 Dados de treinamento e teste

O banco capacitivo original da amostra utilizada é composto por dois pares em paralelo de dois capacitores em série de 330  $\mu\text{F}$ , resultando em uma capacitância total de 330  $\mu\text{F}$ . Para se obter os dados de treinamento no intervalo

de monitoração, o banco capacitivo foi modificado com a substituição de um dos pares de 330  $\mu\text{F}$  por um par de 180  $\mu\text{F}$ . O resultado é um banco capacitivo de 255  $\mu\text{F}$ , 22,7% abaixo do valor nominal. Para permitir a variação controlada de capacitância de 255  $\mu\text{F}$  a 332  $\mu\text{F}$ , uma placa de circuito impresso (PCI) com sete capacitores de 11  $\mu\text{F}$  foi desenvolvida para ser conectada em paralelo com o banco capacitivo modificado. Todos os capacitores utilizados pertencem ao mesmo fabricante e são da mesma série.

Para a etapa de treinamento, os dados são obtidos por meio do inversor de frequência ensaiado a 25 °C em uma câmara térmica controlada por temperatura. As características do inversor e do motor utilizados estão detalhadas na Tabela 1. Uma impedância mínima de rede é considerada de modo a resultar em uma queda de tensão da rede de 1%. Foram realizadas diversas medições em 96 pontos de operação para se obter os dados de treinamento, definidos pela combinação de: três correntes de saída — 4,5 A (70%), 5,5 A (85%) e 6,5 A (100%); quatro frequências de saída — 30 Hz (50%), 40 Hz (66,6%), 50 Hz (83,3%) e 60 Hz (100%); e oito valores de capacitância — 255  $\mu\text{F}$  (77,3%), 266  $\mu\text{F}$  (80,6%), 277  $\mu\text{F}$  (83,9%), 288  $\mu\text{F}$  (87,3%), 299  $\mu\text{F}$  (90,6%), 310  $\mu\text{F}$  (93,9%), 321  $\mu\text{F}$  (97,3%) e 332  $\mu\text{F}$  (100,6%). O conjunto de dados de treinamento é composto por corrente de saída do motor, frequência de saída do motor, tensão RMS de oscilação do barramento CC e o valor correspondente de capacitância disponível, o qual é a grandeza de estimação, conforme ilustrado na Figura 3.

Tabela 1. Características do conjunto inversor de frequência e motor utilizados.

Propriedade	Descrição
Fabricante	WEG
Corrente nominal inversor	6,5 A
Tensão CA de entrada inversor	380 V a 400 V
Tensão nominal barramento CC inversor ( $V_{CC}$ )	537 V a 622 V
Capacitância nominal barramento CC ( $C_0$ )	330 $\mu\text{F}$
Capacitância FDV barramento CC ( $C_{FDV}$ )	255 $\mu\text{F}$
Número de polos motor	4 polos
Frequência de alimentação elétrica do motor	60 Hz
Velocidade angular nominal motor	1735 rev min <sup>-1</sup>
Escorregamento	3,61 %
Corrente nominal motor	6,8 A

A fim de avaliar a correlação linear entre as variáveis de entrada e de saída da RNA, realiza-se o mapa de calor de correlação com base no coeficiente de correlação de Pearson (PCC, do inglês *Pearson correlation coefficient*). O mesmo indica a taxa de correlação linear entre dois conjuntos de dados, sendo o seu valor normalizado e pertencente ao intervalo de -1 a +1 (Hotelling, 1953). Conforme apresentado na Figura 4, é possível inferir que a variação de capacitância do barramento CC não possui correlação linear com a velocidade angular de saída do motor, pelo fato de o par apresentar PCC próximo de zero. O mesmo se aplica para a corrente de saída do motor em relação à velocidade angular de saída do motor e capacitância do barramento CC em relação à corrente de saída do motor. Entretanto, se comparado a taxa de correlação da tensão RMS de oscilação do barramento com capacitância e corrente de saída, há uma taxa de correlação considerável da velocidade angular de saída em relação a tensão RMS de oscilação do barramento CC. Portanto,

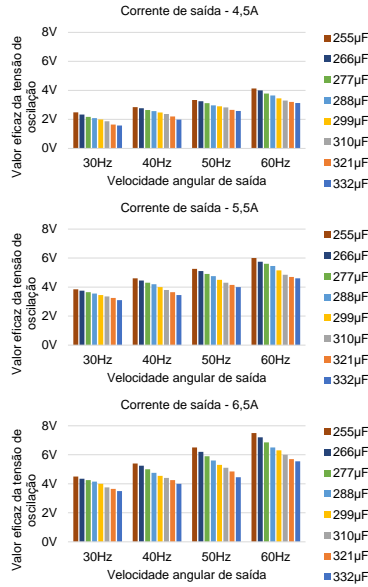


Figura 3. Conjunto de dados de treinamento.

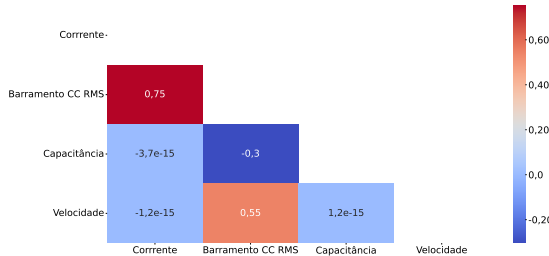


Figura 4. Mapa de calor de correlação linear das variáveis de entrada e saída.

torna-se relevante considerar a velocidade angular de saída do motor como dado de entrada da RNA.

As amostras de testes consideradas são o próprio banco capacitivo original e os capacitores degradados de forma acelerada por superaquecimento. Os mesmos foram submetidos às mesmas condições de operação definidas para os dados de treinamento, resultando em 36 conjuntos de dados de teste. Capacitores eletrolíticos degradam principalmente por aquecimento e evaporação do eletrólito, em um processo que tem como consequência o aumento da RSE e a diminuição da capacitância. Esse processo pode levar de dois a sete anos, dependendo das condições de operação, temperatura e construção do componente (Lahyani et al., 1998). A temperatura máxima de operação do capacitor eletrolítico utilizado é de 105 °C. Em uma câmara climática controlada por temperatura, doze amostras foram submetidas a 130 °C, sendo seis por 200 h e as seis demais por 800 h, e, posteriormente, combinadas para se obter dois bancos capacitivos de 296,47 µF e 255,27 µF. As duas amostras degradadas representam 10,16 % e 22,6 % de degradação em relação à capacitância nominal de 330 µF.

## 2.2 Estrutura RNA

A estrutura básica de uma RNA do tipo perceptron multicamadas é composta por três camadas: de entrada, escondida e de saída. A camada de entrada é aquela na qual os dados de entrada serão acumulados e utilizados para

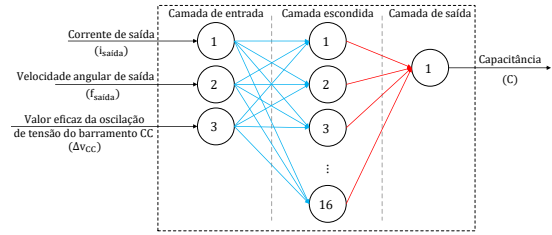


Figura 5. Estrutura RNA.

alimentar a RNA. Já a camada escondida transforma as entradas em uma função que a camada de saída possa utilizar, enquanto, em um problema de regressão, a camada de saída transforma as ativações da camada escondida em uma escala definida para a variável de saída escolhida (Bishop and Nasrabadi, 2006). A RNA proposta é um perceptron multicamadas com três neurônios na camada de entrada, dezesseis neurônios na camada escondida e um neurônio na camada de saída, conforme ilustrado na Figura 5. A sua configuração e as funções de ativação foram definidas por meio do método de ajuste de hiperparâmetros por busca em grade em relação ao número de camadas escondidas (1 e 2), número de neurônios na camada escondida (8, 16 e 32), algoritmos de otimização (Adam e propagação RMS (RMSprop)) e funções de ativação da camada escondida (unidade linear retificada (ReLU, do inglês *rectified linear unit*), unidade exponencial escalonada (SELU, do inglês *scaled exponential linear unit*) e unidade linear exponencial (ELU, do inglês *exponential linear unit*) (Pomerat et al., 2019). A melhor configuração encontrada foi a de 16 neurônios na camada escondida, algoritmo de otimização Adam e função de ativação da camada escondida ELU. Essa escolha teve como base o menor erro quadrático médio obtido em relação a todas as demais combinações conforme os resultados de treinamento apresentados na Tabela 2 e na Tabela 3. O algoritmo de treinamento utilizado evita problemas de sobreajuste por meio da parada prévia com base na variação do erro quadrático médio em 1 % das últimas 500 épocas. Os dados de treinamento foram utilizados para treinar a RNA e os de teste para avaliar o seu desempenho. Os resultados são discutidos na seção 3.

Tabela 2. Comparativo desempenho configurações RNA com otimizador Adam.

Função ativação	Camada escondida	$R^2$	Erro méd. abs.
Relu	1, 8 neur.	0,72	12,60 %
Relu	1, 16 neur.	0,98	11,43 %
Relu	1, 32 neur.	0,98	11,42 %
Relu	2, 16 neur.	0,72	13,06 %
Elu	1, 8 neur.	0,72	12,96 %
Elu	1, 16 neur.	0,99	2,37 %
Elu	1, 32 neur.	0,98	2,89 %
Elu	2, 16 neur.	0,97	3,88 %
Selu	1, 8 neur.	0,73	12,71 %
Selu	1, 16 neur.	0,98	3,19 %
Selu	1, 32 neur.	0,98	3,02 %
Selu	2, 16 neur.	0,98	2,49 %

## 3. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

O valor absoluto do erro de predição e o coeficiente de determinação ( $R^2$ ) são as métricas utilizadas para avaliar

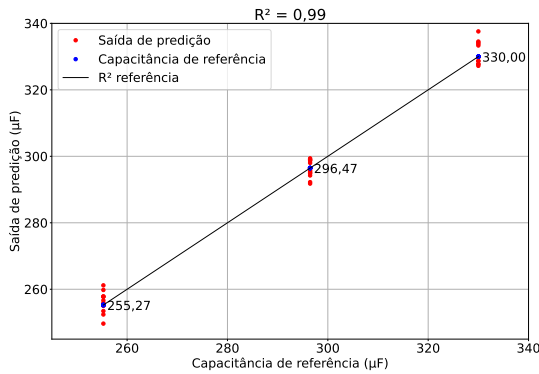


Figura 6. Coeficiente de determinação da RNA treinada.

a acurácia e a precisão das predições realizadas pela RNA com os dados de teste. É possível observar na Figura 6 que todos os 36 dados de teste se ajustam à reta de referência e se obtém  $R^2 = 0,99$ . Outro ponto relevante é que o erro de predição médio é menor ao se aproximar do valor de capacitância de FDV se comparado ao valor nominal. Além disso, o erro de predição absoluto em relação a todos os dados de teste é menor que 2,4%, com os erros máximos de predição absolutos próximos da velocidade mais baixa de operação das condições avaliadas, conforme os dados apresentados na Tabela 4.

#### 4. CONCLUSÃO

Um método de estimação de capacitância baseado em dados e treinamento é proposto neste trabalho para avaliação da integridade de capacitores eletrolíticos. O método é aplicado em inversores de frequência industriais trifásicos com retificador a diodos para monitoração da vida útil dos capacitores do barramento CC. O método proposto não requer nenhum hardware adicional e pode ser implementado utilizando recursos sobressalentes em sistemas embarcados de inversores de frequência industriais. Foi

Tabela 3. Comparativo desempenho configurações RNA com otimizador RMSprop.

Função ativação	Camada escondida	$R^2$	Erro méd. abs.
Relu	1, 8 neur.	0,38	18,90 %
Relu	1, 16 neur.	0,72	9,61 %
Relu	1, 32 neur.	0,72	9,60 %
Relu	2, 16 neur.	0,77	8,01 %
Elu	1, 8 neur.	0,71	9,95 %
Elu	1, 16 neur.	0,77	8,34 %
Elu	1, 32 neur.	0,77	8,18 %
Elu	2, 16 neur.	0,95	5,15 %
Selu	1, 8 neur.	0,72	9,94 %
Selu	1, 16 neur.	0,72	9,70 %
Selu	1, 32 neur.	0,97	3,59 %
Selu	2, 16 neur.	0,93	5,19 %

Tabela 4. Erros máximos absolutos de predição para dados de teste.

Referência	Predição	Erro	Corrente	Frequência
255,27 µF	261,17 µF	+2,31 %	5,5 A	30 Hz
330,00 µF	337,57 µF	+2,29 %	5,5 A	40 Hz
255,27 µF	249,66 µF	-2,19 %	4,5 A	30 Hz
255,27 µF	259,78 µF	+1,76 %	6,5 A	40 Hz
296,47 µF	291,78 µF	-1,58 %	6,5 A	30 Hz
296,47 µF	292,23 µF	-1,42 %	5,5 A	30 Hz

realizada validação experimental para estimação do valor de capacitância sob diferentes valores de capacitância, frequência de saída do motor e corrente de saída do motor. Os resultados indicam que o erro médio e máximo absoluto de predição com valores de capacitância pertencentes ao intervalo de monitoração são menores que 2,4% para o banco capacitivo original e com as amostras degradadas. Esse é um valor aceitável para diversas aplicações práticas na indústria. Os efeitos de desbalanceamento da rede de alimentação de entrada no método proposto e compensação do efeito da temperatura para o valor de capacitância estimado serão investigados em trabalhos futuros.

#### REFERÊNCIAS

- Bishop, C.M. and Nasrabadi, N.M. (2006). *Pattern recognition and machine learning*. Springer.
- Chaiyakhon, T., Khamphakdi, P., Kitsawang, P., Photong, A., and Khotprom, P. (2022). Real-time estimation of esr and capacitance in the dc-link capacitors of ac machine drives. In *2022 25th International Conference on Electrical Machines and Systems (ICEMS)*, 1–6. IEEE.
- Falck, J., Felgemacher, C., Rojko, A., Liserre, M., and Zacharias, P. (2018). Reliability of power electronic systems: An industry perspective. *IEEE Industrial Electronics Magazine*, 12(2), 24–35.
- Hotelling, H. (1953). New light on the correlation coefficient and its transforms. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 15(2), 193–232.
- Kassakian, J.G. and Jahns, T.M. (2013). Evolving and emerging applications of power electronics in systems. *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, 1(2), 47–58.
- Lahyani, A., Venet, P., Grellet, G., and Viverge, P.J. (1998). Failure prediction of electrolytic capacitors during operation of a switchmode power supply. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 13(6), 1199–1207.
- Luo, Q., Luo, B., Zhu, Y., Wang, H., Wang, Q., and Zhu, G. (2022). Condition monitoring of dc-link capacitors by estimating capacitance and real-time core temperature. In *2022 IEEE 13th International Symposium on Power Electronics for Distributed Generation Systems (PEDG)*, 1–5. IEEE.
- Pomerat, J., Segev, A., and Datta, R. (2019). On neural network activation functions and optimizers in relation to polynomial regression. In *2019 IEEE International Conference on Big Data*, 6183–6185. IEEE.
- Soliman, H., Wang, H., and Blaabjerg, F. (2016). A review of the condition monitoring of capacitors in power electronic converters. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 52(6), 4976–4989.
- Soliman, H.A.H. (2017). *Condition monitoring of capacitors for dc-link application in power electronic converters*. Ph.D. thesis, Faculty of Engineering and Science, Aalborg University.
- Wang, H. and Blaabjerg, F. (2014). Reliability of capacitors for dc-link applications in power electronic converters—an overview. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 50(5), 3569–3578.
- Zhao, Z., Davari, P., Lu, W., Wang, H., and Blaabjerg, F. (2020). An overview of condition monitoring techniques for capacitors in dc-link applications. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 36(4), 3692–3716.