



**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CENTRO TECNOLÓGICO
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA E ELETRÔNICA**

Vítor de Aguiar Serra

**MÉTODO DE ESTIMAÇÃO DE CONDIÇÕES DE OPERAÇÃO EM
COMPRESSORES HERMÉTICOS DE REFRIGERAÇÃO POR MEIO
DO PERFIL DE CORRENTE**

Florianópolis
2020

Vítor de Aguiar Serra

**MÉTODO DE ESTIMAÇÃO DE CONDIÇÕES DE OPERAÇÃO EM
COMPRESSORES HERMÉTICOS DE REFRIGERAÇÃO POR MEIO
DO PERFIL DE CORRENTE**

Trabalho de Conclusão de Curso
submetido ao Departamento de
Engenharia Elétrica e Eletrônica da
Universidade Federal de Santa Catarina
para a obtenção do título de Bacharel em
Engenharia Elétrica.

Orientador(a): Prof. Rodolfo César Costa
Flesch, Dr.

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Serra, Vitor de Aguiar
Método de Estimação de Condições de Operação em
Compressores Herméticos de Refrigeração por meio do Perfil
de Corrente / Vitor de Aguiar Serra ; orientador, Rodolfo
César Costa Flesch, 2020.
49 p.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) -
Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico,
Graduação em Engenharia Elétrica, Florianópolis, 2020.

Inclui referências.

1. Engenharia Elétrica. 2. Sensoriamento virtual. 3.
Medição indireta. 4. Compressor hermético de refrigeração.
I. Flesch, Rodolfo César Costa. II. Universidade Federal
de Santa Catarina. Graduação em Engenharia Elétrica. III.
Título.

Vítor de Aguiar Serra

Método de Estimação de Condições de Operação em Compressores Herméticos de Refrigeração por meio do Perfil de Corrente

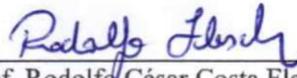
Este Trabalho foi julgado adequado como parte dos requisitos para obtenção do Título de Bacharel em Engenharia Elétrica e aprovado, em sua forma final, pela Banca Examinadora

Florianópolis, 13 de fevereiro de 2020.

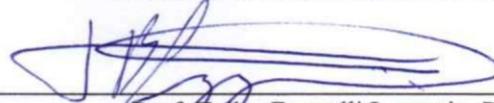


Prof. Renato Lucas Pacheco, Dr.
Coordenador do Curso de Graduação em Engenharia Elétrica, em
exercício

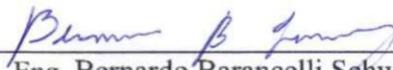
Banca Examinadora:



Prof. Rodolfo César Costa Flesch, Dr.
Orientador
Universidade Federal de Santa Catarina



Prof. Telles Brunelli Lazzarin, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina



Eng. Bernardo Barancelli Schwedersky, Me.
Universidade Federal de Santa Catarina

AGRADECIMENTOS

Ao meu orientador, Prof. Rodolfo Flesch, pelas oportunidades desde a iniciação científica, pela orientação nos trabalhos, sempre com incrível paciência e disponibilidade mesmo “do outro lado do mundo”. Por confiar na capacidade e no esforço de um jovem iniciante percorrendo um caminho tão desafiador.

À minha família, por compartilhar os momentos felizes e me ajudar com minhas frustrações. Sempre me levantando nos momentos de desânimo.

Aos meus amigos, porque reclamar é melhor em boa companhia.

À toda equipe LIAE, sempre pronta a me ajudar nos trabalhos, nas dúvidas, sem deixar de lado a descontração.

À Embraco, que me acolheu e permitiu que eu mostrasse meu conhecimento e minha dedicação aos projetos estabelecidos.

E a todos que colaboraram, de alguma forma com este trabalho.

RESUMO

A medição das temperaturas de evaporação e de condensação de compressores herméticos na indústria de refrigeração doméstica se restringe aos laboratórios, durante vários testes e ensaios, não sendo realizada nos produtos entregues ao consumidor final. Uma medição de baixo custo e que não influencie o desempenho do compressor realizada no produto final permitiria o desenvolvimento de refrigeradores mais inteligentes, com melhor desempenho, capazes de detectar falhas e condições de carregamento anormais. Desta forma, neste trabalho, foi desenvolvido um novo método de estimação das condições de operação em compressores herméticos para refrigeração de forma indireta e não-invasiva, fazendo uso de grandezas elétricas medidas diretamente pelo inversor de frequência que o aciona e da ferramenta de redes neurais artificiais para estimar essas temperaturas. Foram realizados ensaios em 121 condições de operação diferentes, em 3 velocidades de operação e com 4 compressores diferentes do mesmo modelo. Os dados obtidos foram analisados, processados e utilizados para a construção do modelo não-linear. O modelo foi validado em computador com dados experimentais, apresentando desempenho similar ao melhor método atual que se tem no laboratório para a estimação da temperatura de evaporação enquanto que para a temperatura de condensação houve melhora de 15%.

Palavras-chave: Sensoriamento virtual, medição indireta, compressor hermético de refrigeração.

ABSTRACT

The measurement of refrigerant fluid evaporating and condensing temperatures in hermetic compressors of the household segment is restricted to the laboratory environment, during many tests and trials and is not performed in the finished products delivered to the end-consumer. A low-cost measurement that does not have impact on the compressor's efficiency and that can be done in the end product would allow the development of smarter and more efficient refrigerators, capable of detecting faults and abnormal load conditions. Therefore, in this study, a novel, indirect, non-intrusive estimation method is proposed. It makes use of electrical quantities measured directly from the frequency inverter that drives the device and of an artificial neural network tool to estimate these temperatures. Tests were carried out in 121 different operating conditions on 3 operating speeds with 4 similar compressors. The obtained data were analyzed, processed and utilized to develop a nonlinear model. The model was validated on computer with experimental data and presented similar performance to the best current method used in the laboratory for estimating evaporating temperature and presented an improvement of 15% for condensing temperature estimation.

Keywords: Virtual sensing, indirect measurements, hermetic refrigerating compressor.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Exemplar de compressor Embraco	14
Figura 2 - Fases do ciclo de compressão de um compressor alternativo.....	15
Figura 3 - Ciclo de compressão e expansão teórico	15
Figura 4 - Esquema explodido do compressor.....	16
Figura 5 - Diagrama circuito de refrigeração	17
Figura 6 - Esquemático princípio do motor CC com comutador	18
Figura 7 - Esquemático motor BLDC elementar.....	19
Figura 8 - Esquemático motor BLDC trifásico	20
Figura 9 - Circuito de acionamento do motor BLDC.....	20
Figura 10 - Formas de onda BLDC	21
Figura 11 - Resposta em frequência do FMM.....	23
Figura 12 - Exemplo de suavização por FMT	24
Figura 13 - Modelo de neurônio	25
Figura 14 - Funções de ativação comuns.....	26
Figura 15 - Exemplo de rede MLP	27
Figura 16 - Etapas da MIVIP.....	30
Figura 17 - Etapas de processamento do perfil de velocidade	32
Figura 18 - Modelos para estimação de temperaturas pelo método de referência	33
Figura 19 - Mapa de temperaturas adquiridas	34
Figura 20 - Corrente de barramento e instantes de comutação.....	35
Figura 21 - Etapas para processamento do perfil de corrente.....	36
Figura 22 - Modelo para estimação das temperaturas pelo método proposto	39
Figura 23 - Perfil de corrente frente a variação de temperatura de evaporação	37
Figura 24 - Perfil de corrente frente a variação de temperatura de condensação	37
Figura 25 - Mapas de RMSE para modelo por regressão linear.....	38
Figura 26 - Desempenho de arquiteturas RNA para método proposto.....	40
Figura 27 - Mapas de RMSE para temp. de evaporação pelo método proposto	41
Figura 28 - Mapas de RMSE para temp. de condensação pelo método proposto	42
Figura 29 - Desempenho de arquiteturas RNA para método de referência.....	43
Figura 30 - Mapas de RMSE - Método por perfil de velocidade	44

LISTA DE SÍMBOLOS

B	Densidade de fluxo magnético
b_k	<i>Bias</i> do k -ésimo neurônio
E	Tensão induzida (Força contra-eletromotriz)
E_f	Tensão induzida na fase f
I_{CC}	Corrente no barramento
I_f	Corrente entrando na fase f
k_e	Constante de tensão induzida do motor
L	Indutância equivalente das bobinas no estator
R	Resistência elétrica das bobinas no estator
V_f	Tensão na fase f
V_{CC}	Tensão no barramento
Z_f	Impedância da fase f
θ_e	Posição angular eletromagnética do rotor
θ_m	Posição angular mecânica do rotor
ω_m	Velocidade angular mecânica do rotor
w_{km}	m -ésimo peso do k -ésimo neurônio
W	Trabalho

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	11
1.1	OBJETIVO GERAL	12
1.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS	12
1.3	ESTRUTURA DO DOCUMENTO	13
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	14
2.1	SISTEMA DE REFRIGERAÇÃO	14
2.2	MOTOR DE CORRENTE CONTÍNUA SEM ESCOVAS.....	18
2.3	FILTRO DE MÉDIA MÓVEL	22
2.4	FILTRO DE MÉDIA TRIANGULAR	23
2.5	REGRESSÃO LINEAR.....	24
2.6	REDES NEURAS ARTIFICIAIS.....	25
3	REVISÃO DA LITERATURA	29
4	MÉTODO PROPOSTO E RESULTADOS EXPERIMENTAIS	34
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	45
	REFERÊNCIAS	47

1 INTRODUÇÃO

Sistemas de refrigeração são imprescindíveis para a sociedade, seja para o conforto térmico ou conservação de alimentos dentre outras aplicações industriais e domésticas. No Brasil, sua presença no cotidiano da população é consolidada, estando presente em mais de 97% dos domicílios brasileiros em 2015 o que totaliza mais de 66 milhões de residências (IBGE, 2019).

Sendo um mercado altamente relevante, a indústria de refrigeração investe intensamente em projetos de pesquisa e desenvolvimento, permanentemente buscando maior eficiência. Entretanto, a necessidade de conciliar alta qualidade com baixo custo impõe certos desafios para o desenvolvimento de novos produtos, em especial devido à oposição em adicionar componentes cujos benefícios em funcionalidade prejudiquem metas de custo.

As temperaturas de evaporação e de condensação são grandezas que caracterizam as condições de operação do compressor de refrigeração, sendo medidas em diferentes etapas durante a produção do compressor (ISO 917, 1989). Entretanto, essa medição é tipicamente realizada por meio das pressões do fluido refrigerante e sua correlação com essas temperaturas. Para isso, geralmente são utilizados transdutores de pressão durante ensaios de desempenho. Apesar de poder oferecer informações interessantes a respeito do sistema, não é uma tarefa simples de ser realizada no produto final, com o compressor hermético, o qual tem sua carcaça hermeticamente soldada, acoplado ao sistema de refrigeração. A necessidade de interferir com esse sistema ou com todo o processo de produção para a instalação de transdutores inviabiliza a realização da medição de pressão desse modo nos produtos entregues ao consumidor final.

Do ponto de vista de controle, é interessante que o sistema de refrigeração tenha ciência das condições de operação nas quais está trabalhando, pois isso permitiria o desenvolvimento de refrigeradores mais inteligentes, com desempenho melhor, capazes de evitar o tombamento devido a condições de carregamento excessivo ou ainda detectar falhas em componentes.

Métodos de medição invasiva, instalando-se transdutores de posição no pistão ou no eixo e transdutores de pressão no cilindro, mesmo sendo comumente utilizados na indústria, são dispendiosos, demorados e prejudicam o desempenho do compressor (WEEGE, 2009). A fabricação de um produto com medições desse modo só seria viável num caráter de protótipo, não se apresentando como uma solução definitiva. Esses fatores fomentam o desenvolvimento de um método não-invasivo, especialmente para o caso desta medição ser realizada em produtos finais, nos quais custos adicionais de aquisição e instalação de transdutores são indesejáveis.

Existem várias categorias de compressores, como os mais simples, cujos sistemas de refrigeração são controlados por ligar ou desligar o compressor em intervalos determinados, e os compressores de capacidade variável. Nesses, o controle é feito pelo inversor de frequência que aciona o compressor, permitindo que o compressor opere numa ampla faixa de frequência rotacional (WALENDOWSKY, 2017). Um método de medição que utilize as grandezas extraídas pelo inversor durante sua operação não apenas seria indireto, sem dificultar a operação do motor, como também pouparia custos adicionais de instrumentação.

Na literatura foram desenvolvidos métodos para estimar as pressões de sucção e descarga em compressores de capacidade variável acionados por inversor de frequência (MONTEIRO, 2016; WALENDOWSKY, 2017; PEREIRA, 2018). No entanto, esses métodos apresentam limitações por trabalharem em frequências de aquisição maiores que os inversores comerciais ou necessitar o cálculo adicional de variáveis não mensuradas pelo inversor. Como a corrente de barramento é afetada pela mudança nas temperaturas de operação e já é medida pelo inversor, surgiu a proposta de desenvolver um novo método que utilizasse as informações contidas na variação dessa grandeza para estimar a condição de operação do compressor.

1.1 OBJETIVO GERAL

O objetivo geral deste trabalho é propor um novo método de estimação das temperaturas de evaporação e de condensação do fluido refrigerante de compressores de capacidade variável de refrigeração que operam com motores de corrente contínua sem escovas (BLDC, do inglês *Brushless Direct Current*) pelo perfil da corrente de barramento. Este novo método possibilita estimar as temperaturas utilizando grandezas já medidas pelos inversores que acionam os compressores, proporcionando uma medição não-invasiva e reduzindo custos adicionais de instrumentação.

1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

A fim de atingir o objetivo geral, foram traçados objetivos específicos, listados abaixo:

- estudar métodos anteriormente utilizados para realizar estimações dessa natureza;
- estudar ferramentas de aprendizado de máquina, como redes neurais artificiais;
- criar programa de computador que realize tal estimativa utilizando as ferramentas de aprendizado de máquina estudadas;
- validar método em computador com dados experimentais;

- analisar os resultados obtidos.

1.3 ESTRUTURA DO DOCUMENTO

Este documento se divide em cinco capítulos.

O capítulo 2 apresenta o ferramental teórico necessário para o desenvolvimento deste trabalho. Isso inclui explicações sobre o ciclo de refrigeração e os principais componentes de um sistema de refrigeração, assim como o motor BLDC nos seus aspectos construtivos e elétricos. São apresentados os filtros de média móvel e média triangular, bem como conceitos elementares da ferramenta de redes neurais artificiais.

No capítulo 3 é descrito o problema de estimação das condições de operação de compressores herméticos e os métodos utilizados anteriormente para este fim.

O capítulo 4 trata da medição indireta das temperaturas de evaporação e de condensação de compressores herméticos por meio da corrente do barramento de corrente contínua do inversor de frequência, utilizando para isto, uma ferramenta de redes neurais artificiais para extrair a correlação entre as grandezas de interesse.

O capítulo 5 traz uma conclusão acerca dos resultados obtidos nos capítulos anteriores, apontando sugestões e recomendações a respeito da continuidade desse trabalho.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este capítulo apresenta os conceitos teóricos fundamentais para a compreensão do conteúdo do trabalho. A primeira seção descreve o compressor de refrigeração e sua função em circuitos de refrigeração. A segunda seção aborda os aspectos construtivos e elétricos dos motores BLDC. Em seguida, são apresentados os filtros de média móvel e média triangular. Por fim, as duas últimas seções deste capítulo descrevem resumidamente, a técnica de modelagem com regressão linear e com redes neurais artificiais, respectivamente.

2.1 SISTEMA DE REFRIGERAÇÃO

A segunda lei da termodinâmica estabelece que não é possível transferir calor de um meio a uma baixa temperatura para um meio a uma temperatura maior de forma natural, sem o auxílio de uma fonte externa de trabalho (ÇENGEL e BOLES). Nos sistemas de refrigeração por compressão de vapor, tais como a grande maioria dos condicionadores de ar e refrigeradores, esta fonte é denominada compressor.

Compressores são equipamentos projetados com a finalidade de aumentar a pressão de um fluido em estado gasoso ou de vapor, assim, realizando trabalho sobre o mesmo (STOECKER e JONES, 1985). Um exemplo desta máquina é apresentado na figura 1. Este modelo didático permite a visualização das partes internas do aparelho ao contrário dos compressores para aplicação residencial e comercial leve. Nesses, suas carcaças de aço opaco hermeticamente seladas não apenas impedem a observação de seu interior como também impossibilitam medir a frequência angular diretamente no eixo.

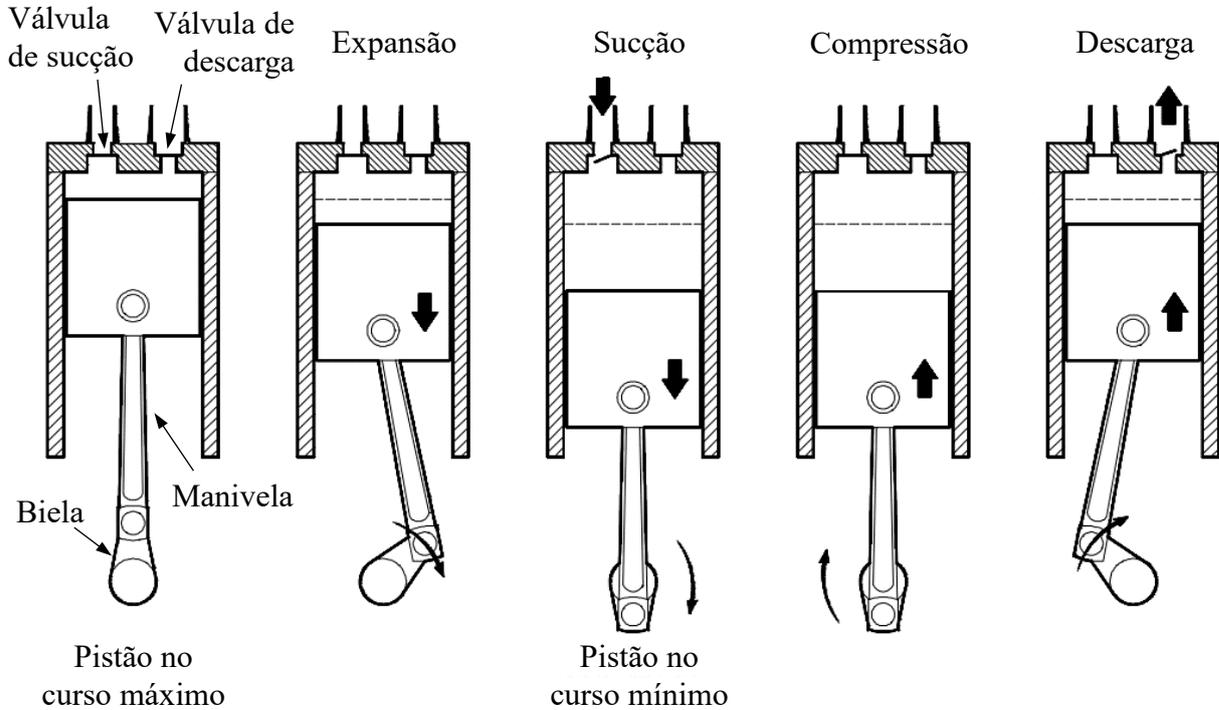
Figura 1 - Exemplar de compressor Embraco



Fonte: (EMBRACO)

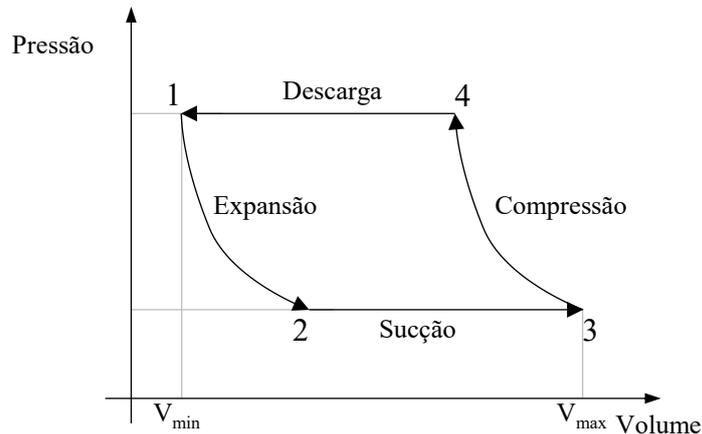
Os compressores estudados neste trabalho são do tipo hermético, alternativo, monocilíndrico, tendo seu funcionamento de forma cíclica ilustrado na figura 2 e no diagrama pV da figura 3:

Figura 2 - Fases do ciclo de compressão de um compressor alternativo



Fonte: (U.S DEPARTMENT OF ENERGY, 1993)

Figura 3 - Ciclo de compressão e expansão teórico



Fonte: Adaptado de (KOELET, 1992)

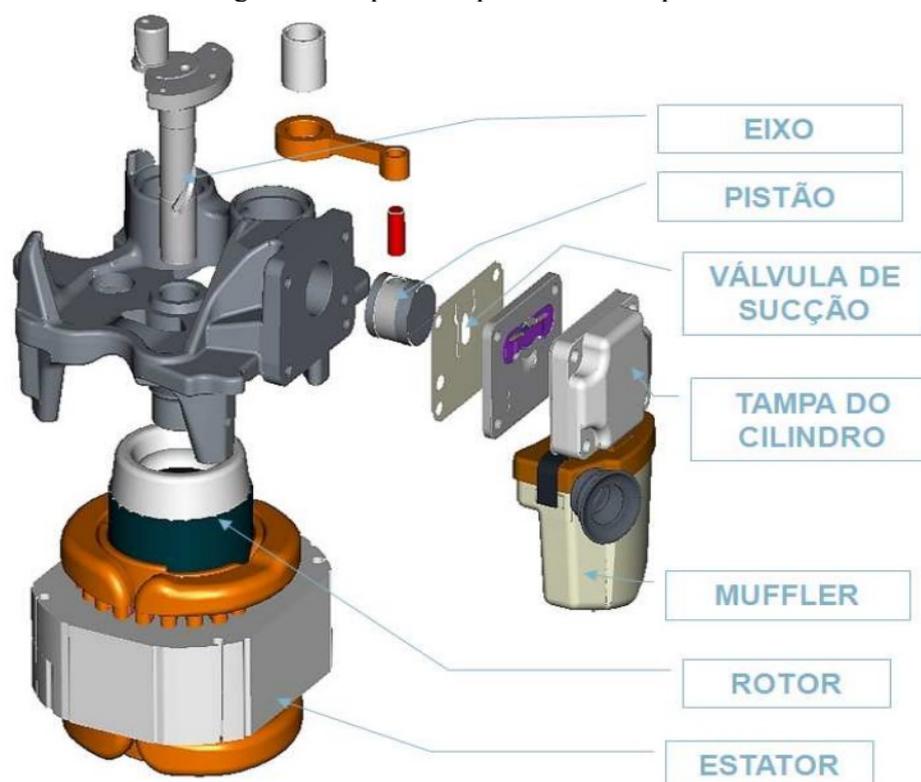
O processo termodinâmico ocorre em quatro etapas (U.S DEPARTMENT OF ENERGY, 1993), (THOMAZINI JÚNIOR, 2013):

1. Expansão: o pistão, do ponto de curso máximo, inicia seu movimento, aumentando o volume interno do cilindro e rapidamente perdendo pressão interna até que esta seja menor que a pressão do ponto de entrada do fluido.

2. Sucção: neste momento, a válvula de sucção se abre e, à medida que o pistão se movimenta e o volume interno do cilindro aumenta, a diferença de pressão entre o interior e o exterior da câmara de compressão provoca a admissão de fluido, a qual termina quando a câmara atinge seu volume máximo com o pistão no curso mínimo iniciando a etapa de compressão no seu retorno.
3. Compressão: com o movimento do pistão, a pressão aumenta rapidamente, o que provoca o fechamento da válvula de sucção, confinando o fluido no interior do cilindro. O pistão continua seu movimento, comprimindo o fluido ao diminuir o volume da câmara e aumentando a pressão no interior do cilindro até que essa seja maior que a pressão de descarga. Neste momento, a válvula de descarga se abre encerrando a etapa de compressão.
4. Descarga: com a abertura da válvula de descarga, o fluido sob elevada pressão e temperatura é descarregado para o circuito de refrigeração. Este processo tem início pouco antes do curso máximo do pistão e termina quando o mesmo inicia o movimento de expansão, recomeçando o processo.

O movimento do pistão é realizado por meio de um motor elétrico acoplado ao seu eixo, sendo neste imposto um carregamento alternado característico de mecanismos biela-manivela. O acoplamento entre o motor e as demais partes do compressor é apresentado na figura 4:

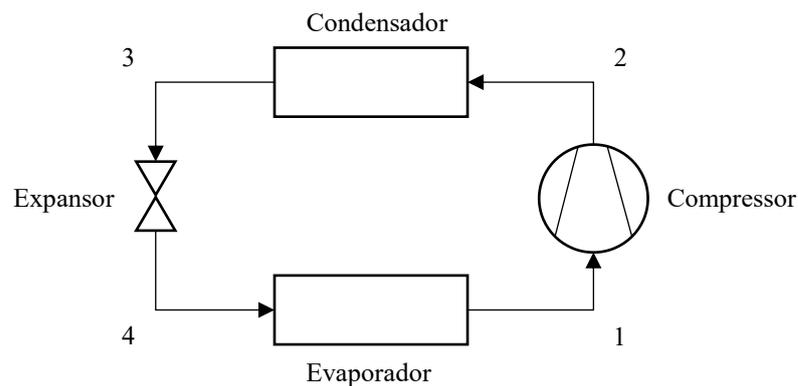
Figura 4 - Esquema explodido do compressor



Fonte: (BRESCIANI, 2019)

O processo de refrigeração de um circuito de refrigeração ideal, ilustrado na figura 5, começa quando o fluido refrigerante dentro da tubulação do sistema de refrigeração, no ponto 1, é succionado e comprimido pelo compressor. O fluido originalmente em alta temperatura e baixa pressão sai desse componente, no ponto 2, no estado de vapor com temperatura e pressão elevadas. O fluido em forma de vapor passa pelo tubo de descarga para o condensador, onde o fluido superaquecido cede calor para o ar do ambiente exterior. Assim, o gás superaquecido que está no condensador esfria até atingir a temperatura de condensação passando do estado gasoso para o estado líquido. Em seguida, o fluido refrigerante resfriado, no ponto 3, passa através do dispositivo de expansão. Durante este processo conhecido como expansão, a temperatura do líquido é reduzida de forma abrupta, chegando ao ponto 4 em baixa temperatura e baixa pressão. Assim, entra no evaporador absorvendo o calor do meio a ser resfriado. Durante este processo de absorção de calor, o fluido refrigerante líquido evapora, retornando ao ponto inicial em baixa pressão e alta temperatura. (STOECKER e JONES, 1985).

Figura 5 - Diagrama circuito de refrigeração



Fonte: Adaptado de (DINCER, 2003)

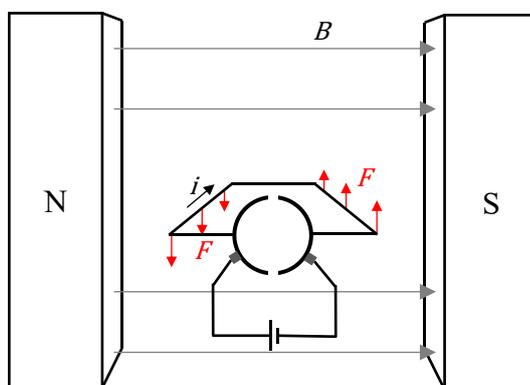
As pressões de sucção e de descarga, daqui para frente, serão representadas em relação às suas temperaturas equivalentes de evaporação e condensação, como é frequente na indústria. Esta representação ocorre, pois, frequentemente as informações que se pretende obter com essas pressões são justamente as temperaturas de evaporação e de condensação, assim permitindo, ao representá-las desta forma, comparar o desempenho do compressor ao utilizar diferentes fluidos refrigerantes, visto que seu desempenho é uma função das temperaturas, e não das pressões (WALENDOWSKY, 2017).

2.2 MOTOR DE CORRENTE CONTÍNUA SEM ESCOVAS

Motores elétricos são máquinas usadas para transformar energia elétrica em mecânica, também podendo funcionar como geradores, invertendo o sentido do fluxo de energia (CHAPMAN, 2005). São formados por duas partes principais: o estator, parte fixa à estrutura da máquina, e o rotor, parte móvel. A interação dos campos magnéticos dessas partes é o que permite a conversão de energia (HANSELMAN, 2003).

O rotor de motores de corrente contínua (CC) convencionais giram, conforme a figura 6, devido à força aplicada sob um condutor (localizado no rotor) por esse estar conduzindo corrente elétrica na presença de um campo magnético externo, conforme a equação (1) (CHAPMAN, 2005):

Figura 6 - Esquemático princípio do motor CC com comutador



Fonte: Autor

$$F = i(l \times B), \quad (1)$$

na qual F é a força aplicada ao condutor (força de Lorentz); i é a corrente através do condutor; l é o comprimento do condutor e B é a densidade de fluxo magnético.

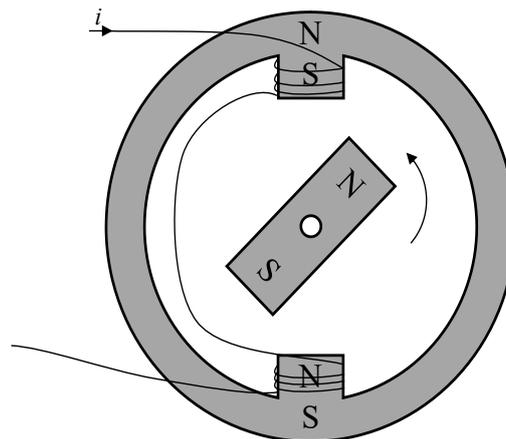
Esses motores são alimentados em corrente contínua. O campo eletromagnético é proveniente das bobinas do enrolamento de campo, no estator. Entretanto, à medida que a bobina do rotor tende a ficar perpendicular ao campo magnético (ou paralela aos polos), o torque tende a zero para trocar de sentido em seguida. Para fazer o motor girar sempre no mesmo sentido, o comutador inverte o sentido da corrente através da bobina no ponto no qual o torque é zero.

Esta construção oferece um custo de fabricação baixo e simples controle de frequência angular, entretanto, o uso do comutador traz custos relacionados principalmente com a dissipação de potência no circuito de campo e o aumento da manutenção devido ao desgaste das escovas (CHAPMAN, 2005).

Já os motores BLDC, utilizados neste trabalho, dispensam o comutador com escovas mecânico. O conjunto de comutador, escovas e bobina do rotor dá lugar a ímãs permanentes, eliminando a dissipação de potência associada a estes elementos assim como o problema de transmitir corrente a uma peça em movimento. Deste modo, podem ser mais compactos, baratos e de construção mais simples que motores CC equivalentes (FITZGERALD, 2003). Um esquemático simplificado é apresentado na figura 7.

Os polos do rotor consistem em ímãs permanentes que produzem o campo magnético do rotor, enquanto o campo eletromagnético do estator é produzido pela corrente aplicada às bobinas. Com isso, é gerada uma força de atração entre o ímã (representado por uma barra) e os polos eletromagnéticos com polaridade oposta. Consequentemente, os polos semelhantes se repelem, fazendo a barra magnética rotacionar em direção ao polo do estator com polaridade oposta (HANSELMAN, 2003).

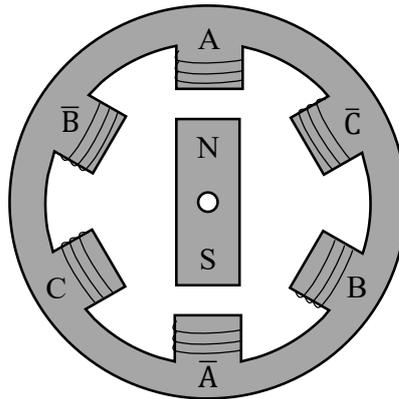
Figura 7 - Esquemático motor BLDC elementar



Fonte: Adaptado de (HANSELMAN, 2003)

Para fazer com que a barra magnética gire continuamente, emprega-se mais de um conjunto de bobinas, isto é, adiciona-se mais de uma fase. A figura 8 apresenta o esquemático para um motor BLDC trifásico, em que A, B e C representam as fases e \bar{A} , \bar{B} e \bar{C} denotam polos magnéticos opostos.

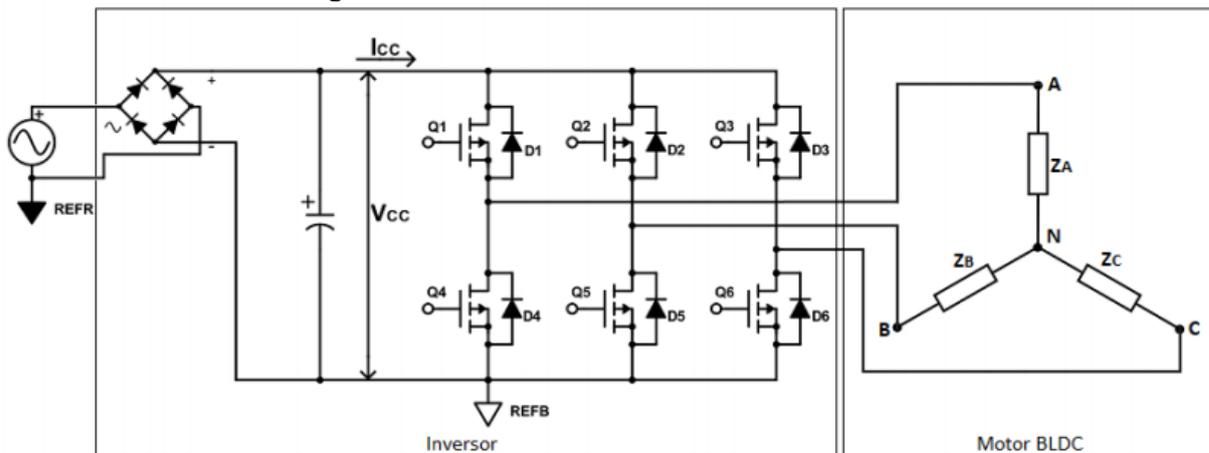
Figura 8 - Esquemático motor BLDC trifásico



Fonte: Adaptado de (HANSELMAN, 2003)

O acionamento das diferentes bobinas em CC é feito com o uso de um inversor de frequência. Das diferentes topologias apresentadas por Hanselman (2003), o motor BLDC deste trabalho utiliza a apresentada na figura 9.

Figura 9 - Circuito de acionamento do motor BLDC



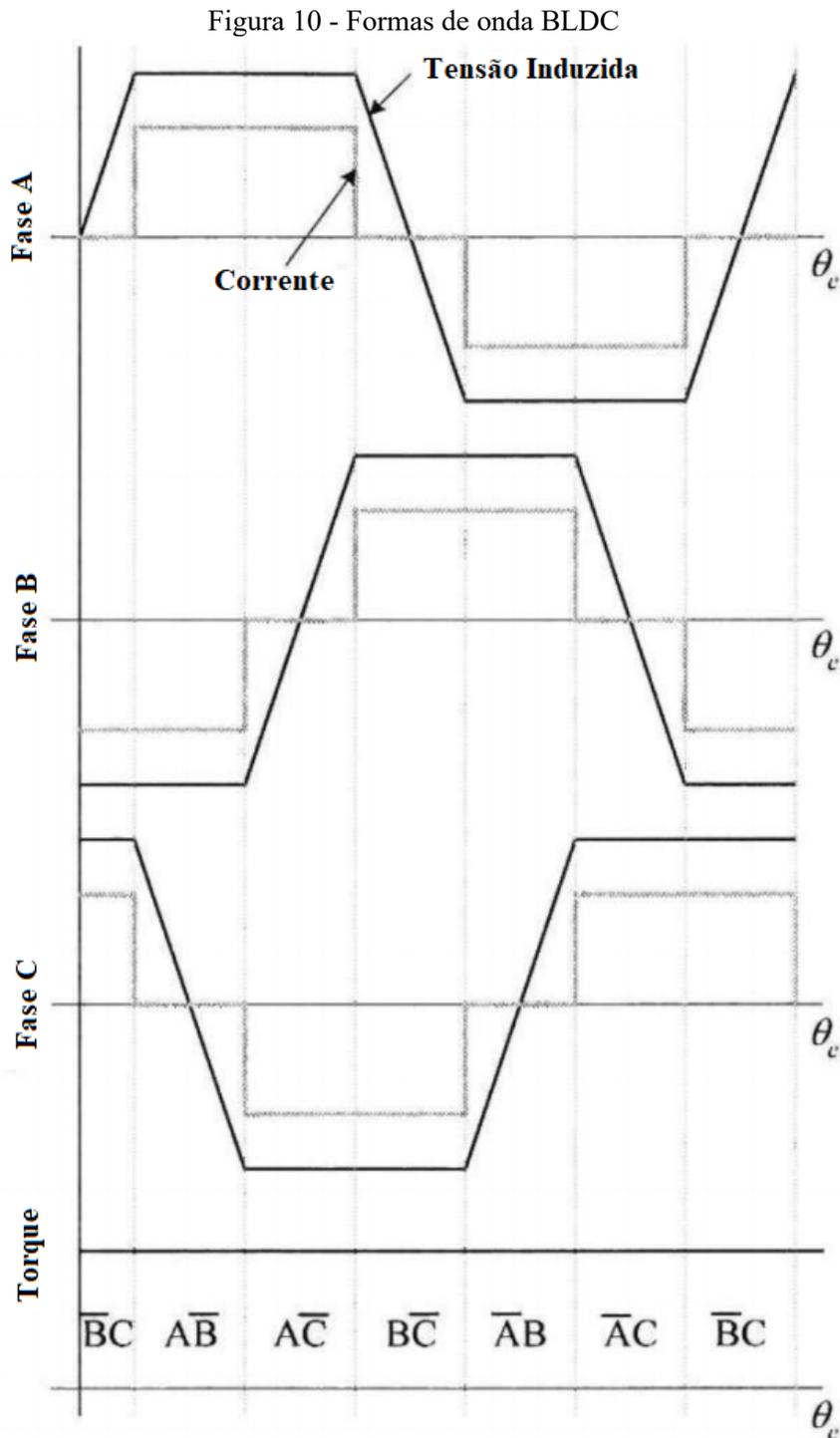
Fonte: (PEREIRA, 2018)

A entrada do inversor em corrente alternada (CA) é retificada por uma ponte de diodos e filtrada com um capacitor para que a V_{CC} tenha um nível CC mais elevado e com baixa ondulação de tensão. A V_{CC} alimenta o inversor de modo que um pulso retangular de corrente entre por uma fase do motor e saia por outra, sem passar pela fase restante. Na figura 10, é apresentado como devem ser acionadas as fases do motor a fim de maximizar sua eficiência. As tensões induzidas nas bobinas são provenientes da variação do fluxo magnético ocasionada pelo movimento do rotor.

Realizando a comutação de acordo com o comportamento ideal apresentado na figura 10 e considerando as fases estão balanceadas e são conectadas em estrela, conforme figura 9, tem-se que a qualquer momento duas fases e dois transistores conduzem, de forma que um

pulso de corrente entra pela fase com maior tensão induzida positiva e outro pulso sai pela fase com maior tensão induzida negativa. Assim, tem-se a máxima eficiência do motor, haja vista a potência instantânea elétrica convertida para mecânica e entregue ao rotor, demonstrada em Hanselman (2003) e Miller (1989):

$$P_m = T_e \omega_m = E_A I_A + E_B I_B + E_C I_C \quad (2)$$



Fonte: Adaptado de (HANSELMAN, 2003)

O comportamento apresentado é o ideal. Porém, em motores reais, devido à indutância das bobinas, há inércia de corrente nas fases, não permitindo que a corrente varie instantaneamente. Por conta disso, toda vez que ocorre a comutação, a bobina da fase desligada precisa desenergizar enquanto a bobina da fase recém ligada energiza. Os diodos de roda livre que acompanham os transistores têm a função de fornecer um caminho para a corrente durante esse período.

Considerando o acionamento do motor e a potência descrita em (2), sabe-se que é possível controlar a frequência rotacional do rotor pela amplitude das correntes de fase. Isso é feito comandando os transistores que chaveiam as fases com um sinal modulado por largura de pulso (PWM, do inglês *Pulse Width Modulation*). Variando sua razão cíclica (DC, do inglês: *Duty Cycle*) é possível controlar a quantidade de corrente que passa pelo motor.

2.3 FILTRO DE MÉDIA MÓVEL

Como o motor BLDC é acionado por um inversor de frequência, os chaveamentos em PWM das fases geram picos não apenas na tensão, mas também na corrente de barramento. Logo, ao adquirir esta corrente, é necessário filtrar o sinal para retirar essa influência. Assim como em Walendowsky (2017) e Pereira (2018), utiliza-se um filtro de média móvel (FMM).

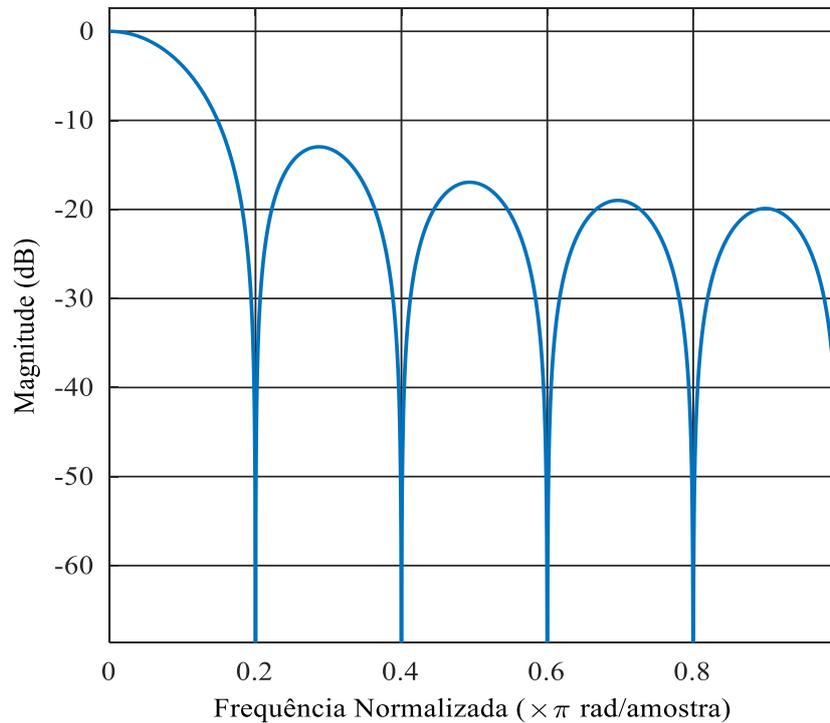
O FMM é o filtro de resposta finita ao impulso mais simples (MITRA, 2001). Pode ser descrito, no domínio do tempo, conforme equação (3):

$$F_{MM}[k] = \frac{1}{N} \sum_{i=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} a[k - i], \quad (3)$$

na qual a é o sinal a ser filtrado; N é a largura da janela; F_{MM} é a saída do filtro de média móvel e k é o número do elemento. O uso de elementos futuros além de passados caracteriza um filtro não-causal. Também, é comum filtros desse tipo serem centrados no tempo, utilizando elementos futuros e passados equidistantes do elemento atual. Como esta suavização é feita em pós-processamento, é possível utilizar um filtro dessa natureza e fazer uso de sua característica de atraso de fase nulo (MITRA, 2001).

Na figura 11, mostra-se o diagrama de Bode de magnitude desse filtro. O diagrama permite observar suas duas principais características (GOLESTAN, 2014): ganho unitário para a frequência zero e ganho zero para a frequência de bloqueio e suas harmônicas. Essas características permitem que o FMM seja facilmente projetado para total atenuação da frequência de chaveamento do inversor e suas harmônicas, apesar de ser um filtro passa-baixa ruim devido à baixa inclinação da curva de atenuação de amplitude.

Figura 11 - Resposta em frequência do FMM



Fonte: Autor

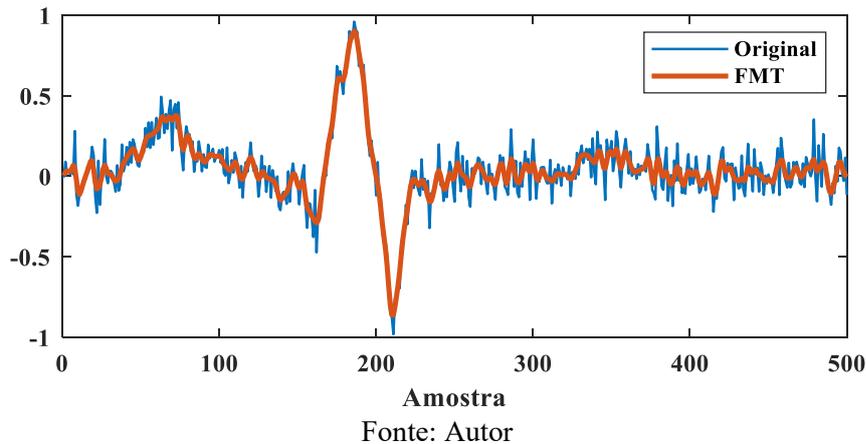
2.4 FILTRO DE MÉDIA TRIANGULAR

Um filtro de suavização, como o filtro de média móvel, é um tipo de filtro passa-baixa que utiliza um algoritmo para realizar o procedimento de suavização, reduzindo transições abruptas (GONZALEZ e WOODS, 2010). O filtro de média triangular é semelhante, porém realiza uma média ponderada atribuindo maior peso ao elemento central, em relação à vizinhança. Neste trabalho, como o filtro utilizado é de 1 amostra de largura, pode ser simplificado como:

$$F_{MT}[k] = \frac{1}{2} \left(a[k] + \frac{a[k-1]}{2} + \frac{a[k+1]}{2} \right), \quad (4)$$

na qual a é o sinal a ser filtrado; F_{MT} é a saída do filtro e k é o número do elemento. A figura 12 apresenta um exemplo da filtragem de um sinal ruidoso com o filtro especificado.

Figura 12 - Exemplo de suavização por FMT



2.5 REGRESSÃO LINEAR

A construção de modelos empíricos para a estimação de grandezas é realizada a partir de uma série de dados experimentais obtidos no próprio processo. Isso pode ser feito usando diferentes abordagens e uma das mais comumente empregadas por sua simplicidade é a regressão linear. Nesta, o fenômeno em questão é aproximado como uma relação linear entre uma variável dependente e uma ou mais variáveis independentes. Por ser um modelo simples, é interessante verificar sua adequação para descrever o fenômeno que se pretende modelar.

Na regressão linear, a relação entre as grandezas é assumida ser da forma:

$$y = X\beta + \epsilon, \quad (5)$$

na qual y é o vetor dos valores estimados da variável dependente, X é a matriz de variáveis independentes, β é a matriz de coeficientes estimados e ϵ é o vetor de resíduos. Os coeficientes do modelo linear são estimados a partir de um conjunto de variáveis dependentes através da equação (6), de estimativa por mínimos quadrados:

$$\beta = (X^T X)^{-1} X^T y, \quad (6)$$

na qual X é a matriz de dados das variáveis independentes, y é o vetor de dados da variável dependente. No caso de correlação entre as variáveis independentes, pode ocorrer alta variância na estimativa. A *Ridge Regression* (HOERL e KENNARD, 1970) é uma técnica para resolver esse problema. Nesse caso, a estimação da matriz de coeficientes é realizada conforme ilustrado na equação (7):

$$\beta = (X^T X + kI)^{-1} X^T y, \quad (7)$$

na qual I é a matriz identidade e k é um parâmetro de regularização. A estimativa deste modo resulta numa reduzida variância, melhorando as previsões.

2.6 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

Uma técnica mais complexa para a construção de modelos faz parte do amplo campo da inteligência artificial (IA). A Rede Neural Artificial (RNA) é uma ferramenta capaz de realizar cálculos computacionais e inferir sobre dados experimentais em sistemas complexos e difíceis de modelar por meio de processos de aprendizagem (HAYKIN, 2009).

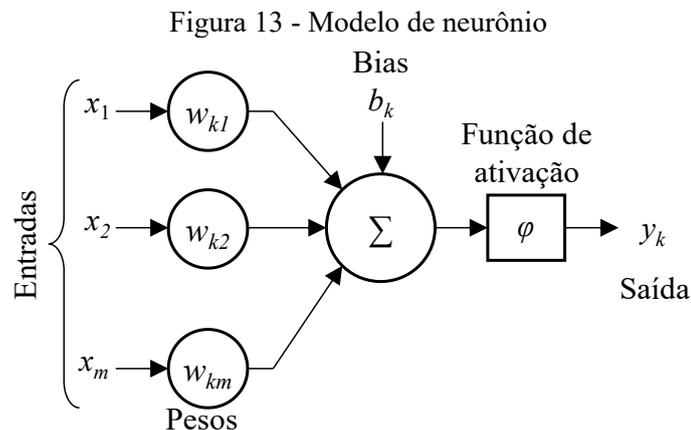
O método de RNA, como indicado pelo nome, é inspirado pelo cérebro biológico e suas diversas habilidades. O cérebro é um computador complexo, não-linear e paralelo. Tem a capacidade de executar tarefas de reconhecimento de padrões, aprendizado, memorização e generalização, as quais levaram pesquisadores a buscar algoritmos que modelassem tais funções (HAYKIN, 2009).

RNAs podem ser implementadas com componentes eletrônicos ou simuladas por meio de softwares, assemelhando-se ao cérebro em dois aspectos: o conhecimento é adquirido pela rede por meio de um processo de treinamento; e o conhecimento é armazenado por meio de conexões entre neurônios, conhecidas como pesos sinápticos (HAYKIN, 2009).

Dentre as principais características das RNA, podem-se destacar (HAYKIN, 2009):

- habilidade de aprender por meio de exemplos (treinamento);
- capacidade de generalizar;
- elevada imunidade ao ruído (desempenho não colapsa na presença de informações falsas ou ausentes);
- bom desempenho em problemas nos quais não existe conhecimento de modelos matemáticos para o sistema;
- capacidade para lidar com mudanças no ambiente de uso.

As RNAs são constituídas por unidades fundamentais de processamento paralelo (HAYKIN, 2009). O modelo não-linear dessas unidades de processamento, denominadas neurônios, é apresentado na figura 13.

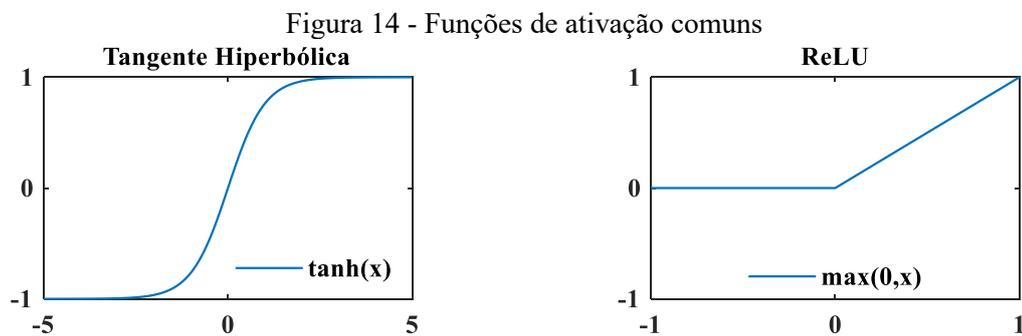


Fonte: Adaptado de (HAYKIN, 2009)

O neurônio também pode ser descrito em termos matemáticos pelo par de equações (8) e (9), nas quais x são entradas; w_k são os pesos do k -ésimo neurônio; b_k são os *biases*; φ é a função de ativação utilizada, geralmente a função tangente hiperbólica ou a função unidade linear retificada (ReLU, do inglês *Rectified Linear Unit*). Essas funções de ativação comumente usadas são apresentadas na figura 14.

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{(kj)} x_j, \quad (8)$$

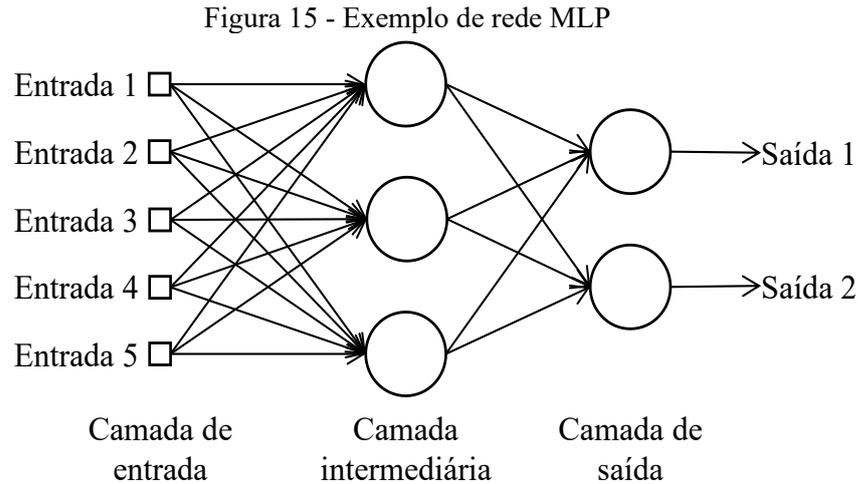
$$y_k = \varphi(u_k + b_k). \quad (9)$$



Fonte: Autor

Seu funcionamento consiste na multiplicação de cada entrada x_m pelo seu peso sináptico w_{km} para então serem somadas com as outras, gerando u_k . Após o resultado ser somado ao *bias*, que tem a função de aumentar ou diminuir a entrada da função de ativação, passa pela função de ativação gerando a saída y_k .

Estes neurônios podem ser organizados em diversas arquiteturas. Entretanto, são comumente conectados em camadas, e ao variar o número de neurônios, os tipos de conexões e seu grau de conectividade, as mais diversas arquiteturas podem ser construídas (HAYKIN, 2009). Uma das arquiteturas mais simples é a Perceptron de múltiplas camadas (MLP, do inglês *Multilayer Perceptron*), utilizada neste trabalho. Redes desse tipo são RNAs que apresentam pelo menos uma camada de neurônios intermediária. A figura 15 ilustra uma arquitetura do tipo MLP. Neste exemplo, ela apresenta cinco entradas, três neurônios na camada intermediária e dois na camada de saída.



Fonte: (NASCIMENTO, 2015)

A escolha das características como número de neurônios e camadas intermediárias altera sua capacidade de aprendizado e seu desempenho em diversos aspectos, dependendo do processo modelado pela rede. Como os sistemas modelados não são previamente conhecidos, a busca pela melhor arquitetura, na maioria das vezes, torna-se um processo iterativo (NASCIMENTO, 2015).

O treinamento da rede consiste num processo de retropropagação do erro (*backpropagation*), realizado em duas etapas. Na primeira, as entradas são apresentadas à rede, produzindo um conjunto de saídas. Na segunda, as saídas calculadas são utilizadas em uma função custo e os parâmetros da rede (w_k e b_k) são atualizados partindo da última camada para a primeira, visando a minimização dessa função. Existem várias opções de função custo, mas a empregada neste trabalho é a soma dos quadrados dos erros, apresentada na equação (10):

$$\varepsilon(n) = \frac{1}{2} \sum_{k \in C} e_k^2(n), \quad (10)$$

na qual k é o número do neurônio, C é o conjunto de neurônios da camada de saída, n é a época (etapa completa de treinamento) atual de treinamento e e_k representa a diferença entre a saída gerada pela rede atual e a saída esperada. Este erro é utilizado pela equação (11) para atualizar os pesos iterativamente. Nela, η é uma constante positiva que determina a taxa de aprendizado e w_{kj} é o j -ésimo peso do k -ésimo neurônio.

$$\Delta w_{kj}(n) = -\eta \frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{kj}}(n) \quad (11)$$

As entradas da rede costumam ser divididas em três subgrupos: conjunto de treino, conjunto de validação e conjunto de teste. O conjunto de treino serve para o ajuste dos parâmetros da rede. O conjunto de validação serve para, a cada iteração do processo, monitorar se há superajuste da rede (do inglês *overfitting*), o que ocorre quando a rede passa a modelar o ruído contido nos dados de treinamento. O conjunto de teste, ao final do treinamento, fornece entradas inéditas à rede para verificar sua capacidade de generalização após o treinamento (HAYKIN, 2009).

3 REVISÃO DA LITERATURA

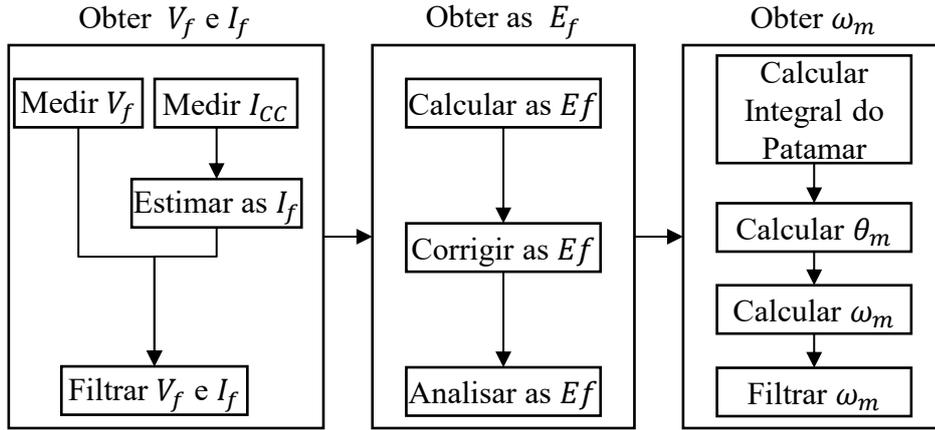
O monitoramento de condições de operação e o diagnóstico de falhas não apenas em sistemas de refrigeração como em toda máquina elétrica são bastante estudados. A busca por manter a confiabilidade e segurança dessas máquinas vem, principalmente, devido ao elevado custo inerente do aparelho em si, de sua instalação ou de uma possível falha frente ao baixo custo de sistemas de medição. Na literatura são encontrados diversos trabalhos que tratam de métodos de instrumentação e detecção de falhas (GARCIA-PEREZ, ROMERO-TRONCOSO e CAMARENA-MARTINEZ, 2017) (BRUZZESE, 2014) (SCHANTZ e LEEB, 2012).

Existem trabalhos que realizam a medição indireta das grandezas de interesse por meio do comportamento do compressor acoplado em seu sistema de refrigeração, evitando os problemas intrínsecos da medição direta (SCHANTZ e LEEB, 2012) (FENG, JIANG, *et al.*, 2011). Isso é possível porque as pressões do fluido refrigerante, em meio aos atritos e vibração, são responsáveis, em grande parte, pela carga mecânica à qual o compressor é submetido, o que influencia as grandezas elétricas na alimentação do compressor, as quais são facilmente adquiridas (WALENDOWSKY, 2017).

Sabe-se que o mecanismo biela-manivela utilizado em compressores de refrigeração se caracteriza por impor um carregamento alternado ao motor nele acoplado. Esse carregamento alternado, é causado, em parte, pelos esforços resultantes das pressões no pistão, influenciando a frequência angular do eixo durante sua revolução (WALENDOWSKY, 2017). Baseado nesse comportamento, Walendowsky (2017) propõe a utilização de medições de frequência angular do motor para realizar uma estimativa das pressões internas do compressor.

Para executar tal medição de frequência angular do motor BLDC trifásico acionado por inversor de frequência, foi utilizado o método desenvolvido por Monteiro (2016) e posteriormente simplificado por Pereira (2018). A estratégia resultante desses trabalhos, denominada Medição Indireta de Velocidade pela Integral do Patamar (MIVIP) fornece uma medição da frequência rotacional não-invasiva e com desempenho satisfatório. Uma descrição detalhada do método, cujas etapas são apresentadas na figura 16, é apresentada nos trabalhos de Walendowsky (2017) e Monteiro (2016).

Figura 16 - Etapas da MIVIP



Fonte: Adaptado de (PEREIRA, 2018)

A MIVIP entrega a frequência angular mecânica (ω_m) a partir das tensões de fase do motor (V_f) e corrente de barramento do inversor (I_{CC}), medidas pelo inversor. Isso se deve à relação entre as tensões V_f e correntes de fase (I_f) com as tensões induzidas em cada fase (E_f), apresentada na equação (12), e à relação entre as tensões induzidas com a frequência angular instantânea do rotor apresentada na equação (13) (MONTEIRO, 2016):

$$\begin{bmatrix} E_a \\ E_b \\ E_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V_A - \frac{V_A + V_B + V_C}{3} \\ V_B - \frac{V_A + V_B + V_C}{3} \\ V_C - \frac{V_A + V_B + V_C}{3} \end{bmatrix} - R \begin{bmatrix} I_a \\ I_b \\ I_c \end{bmatrix} - L \begin{bmatrix} \frac{d}{dt} I_a \\ \frac{d}{dt} I_b \\ \frac{d}{dt} I_c \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$\omega_m = \frac{(|E_A| + |E_B| + |E_C|)/2}{k_e} \quad (13)$$

Com base no apresentado, Walendowsky (2017) treina duas RNAs com arquitetura semelhante à rede da figura 15, para estimar as pressões de sucção e descarga, respectivamente. Ambas as redes são do tipo MLP, contendo uma camada intermediária com 10 neurônios. A diferença entre elas é o neurônio adicional na entrada da segunda rede, correspondente à saída da primeira rede.

As entradas fornecidas às redes foram:

- os 60 valores de velocidade angular estimados ao longo da revolução do rotor;
- velocidade angular média do rotor;
- velocidade angular máxima durante uma revolução;
- velocidade angular mínima durante uma revolução;
- posição angular onde ocorre a velocidade máxima;
- posição angular onde ocorre a velocidade mínima;

- valor RMS da corrente total nas fases do motor.

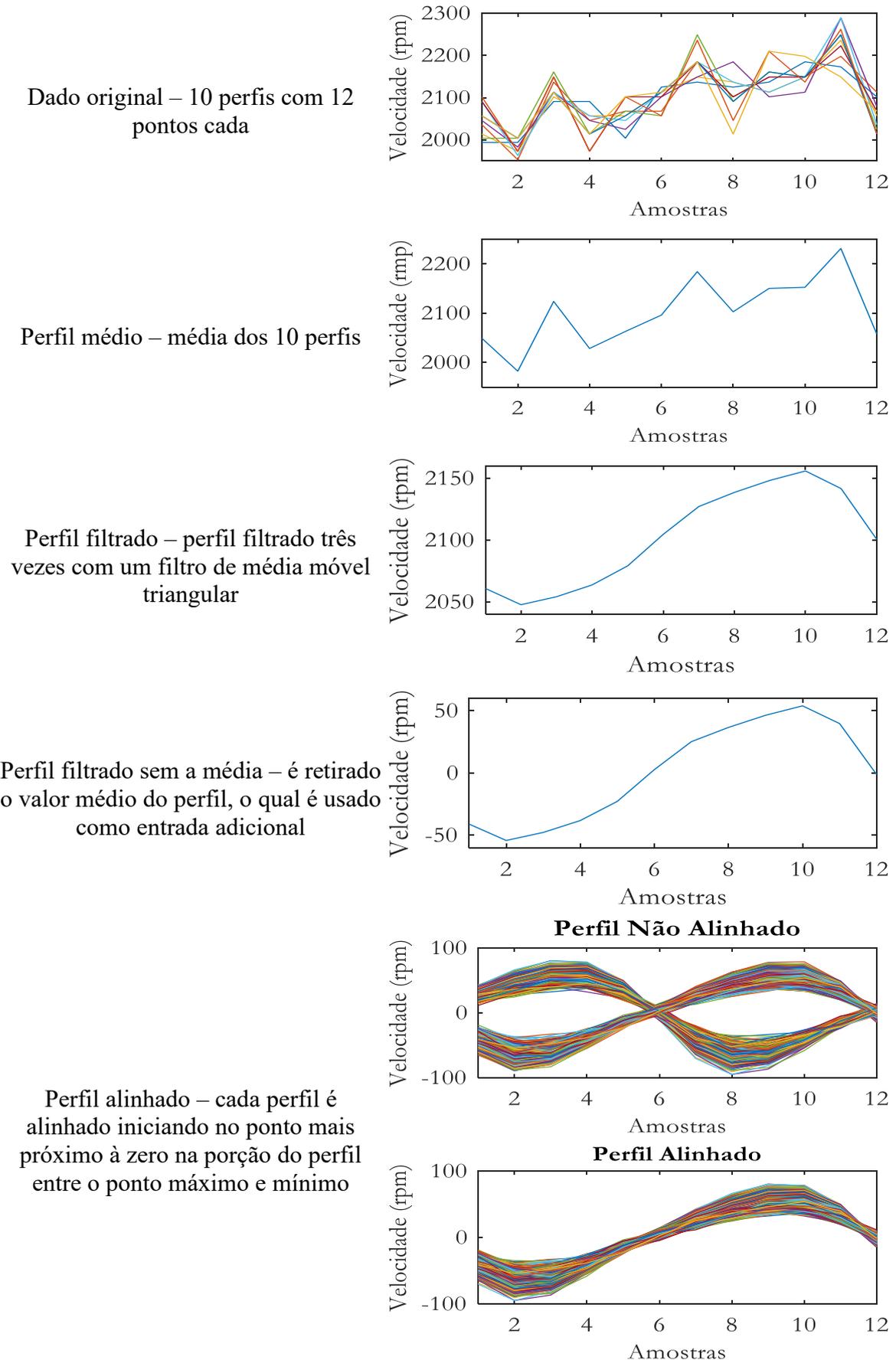
Este método foi concluído trazendo resultados satisfatórios e motivando estudos subsequentes, com o intuito de simplificá-lo para torná-lo um recurso embutido no produto final. Tais estudos resultaram em um método de estimação de temperatura de evaporação e de condensação do fluido por meio do perfil de velocidade.

Os trabalhos de Walendowsky (2017) e Pereira (2018) levaram a um método simplificado de medição das temperaturas de condensação e evaporação fazendo uso de menos variáveis de entrada e conseguindo trabalhar numa frequência de amostragem similar à dos inversores de frequência que acionam os compressores. Esse método requer a coleta de 10 ciclos do perfil de velocidade e 2 amostras de corrente eficaz total nas fases do motor, adquiridas diretamente pelo inversor do compressor. Essas variáveis são coletadas em condições de pressão de sucção e descarga específicas, associadas às faixas de temperaturas de condensação entre +34 °C e +54 °C e de temperatura de evaporação entre -30 °C e -10 °C.

O processamento dos dados tem como objetivo obter um perfil adequado à tarefa de estimação das temperaturas de condensação e evaporação. Esta etapa ocorre em três fases. A primeira consiste na obtenção de um perfil único de 12 amostras, a partir dos 10 ciclos medidos, por meio de uma média simples. A escolha por 10 ciclos vem da necessidade por diminuir erros aleatórios, verificando-se que a realização dessa média acarreta em estimativas mais precisas em relação àquelas utilizando um único ciclo. A segunda fase consiste na aplicação de um filtro de média triangular, com 1 amostra de largura, no perfil único, conforme seção 2.4. O FMT é aplicado três vezes, resultando no perfil filtrado. Na terceira fase da etapa de processamento é realizado o alinhamento do perfil, inicialmente retirando o valor médio das 12 amostras, obtendo um perfil com média nula. Estas 12 amostras são alinhadas por deslocamento circular a fim de considerar como ponto inicial o valor mais próximo de zero e derivada negativa.

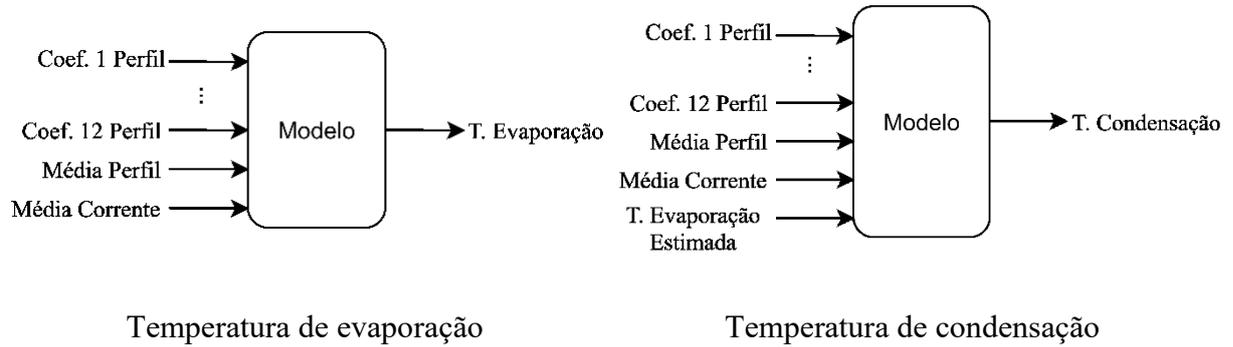
O procedimento de processamento dos dados é sumarizado na figura 17. Ele retorna como saída o perfil filtrado e alinhado, composto por 12 amostras, o valor médio retirado do perfil e um valor de corrente, obtido pela média das duas amostras de corrente eficaz total nas fases do motor. Estes 14 elementos são utilizados para a construção de um modelo em RNA para temperatura de evaporação, bem como um modelo para a temperatura de condensação, apresentando, este, a temperatura de evaporação estimada anteriormente como uma entrada adicional. Essa entrada adicional ocorre, pois, foi verificado que a temperatura de evaporação tem influência mais significativa no perfil do que a de condensação. Logo, ao fornecer essa informação à rede e fixar a variável que mais modifica o perfil é possível estimar com maior precisão a temperatura de condensação. A estrutura de ambos modelos é ilustrada na figura 18.

Figura 17 - Etapas de processamento do perfil de velocidade



Fonte: Autor

Figura 18 - Modelos para estimação de temperaturas pelo método de referência



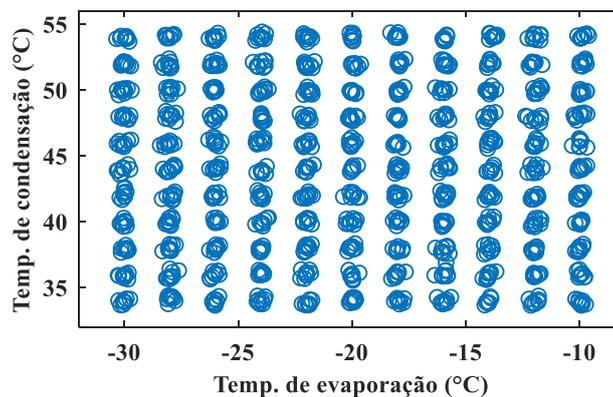
Fonte: Autor

A estimativa realizada por meio deste modelo trouxe resultados promissores e, em conjunto com os trabalhos anteriores, levanta a possibilidade de utilizar uma grandeza da qual as temperaturas de interesse sejam dependentes medida de forma indireta e não-invasiva. A fim de reduzir o número de etapas para a estimativa das temperaturas de interesse e verificar o grau de correlação entre elas e outras grandezas foi avaliada a corrente de barramento do compressor.

4 MÉTODO PROPOSTO E RESULTADOS EXPERIMENTAIS

Sabe-se que as condições de operação do compressor provocam alterações na potência consumida, corrente de fase, velocidade, vibração do corpo do compressor. Assim, foi proposta a hipótese da corrente de barramento (uma variável que já é monitorada pelo próprio inversor) conter informações significativas relacionadas às temperaturas de evaporação e de condensação. Devido a esta influência, a utilização da ferramenta de RNA para explorar a relação de causa e efeito seria viável. Para verificar a correlação entre corrente de barramento e temperaturas de operação foram realizados ensaios em bancada medindo as temperaturas de evaporação e de condensação, a tensão e corrente de barramento, e o perfil de velocidade. As temperaturas são obtidas por meio de transdutores de pressão instrumentados na bancada, enquanto as grandezas elétricas e a velocidade são adquiridas diretamente pelo inversor do compressor. Para cada condição de operação foram obtidas 3 medições em 3 velocidades típicas de operação utilizando 4 compressores similares. As condições variam entre +34 °C a +54 °C para a temperatura de condensação e -30 °C a -10 °C para a temperatura de evaporação. O passo entre as condições é de 2 °C. É apresentado na figura 19 um mapa ilustrando a distribuição das condições de operação nas quais foram realizados os ensaios para a criação da série de dados. As temperaturas do fluido e da carcaça do compressor variam livremente ao longo dos ensaios, os quais não foram realizados de forma contínua. A omissão no controle dessas grandezas é proposital, permitindo que a RNA treinada as abstraia e modele o comportamento do compressor independente delas, interpretando-as como ruído.

Figura 19 - Mapa de temperaturas adquiridas



Fonte: Autor

Uma das condições de operação adquiridas em um dos testes é apresentada como exemplo na figura 20. Nesta, a corrente de barramento é representada pela linha contínua azul, enquanto, em linhas tracejadas vermelhas, são representados os instantes de comutação. Sabe-

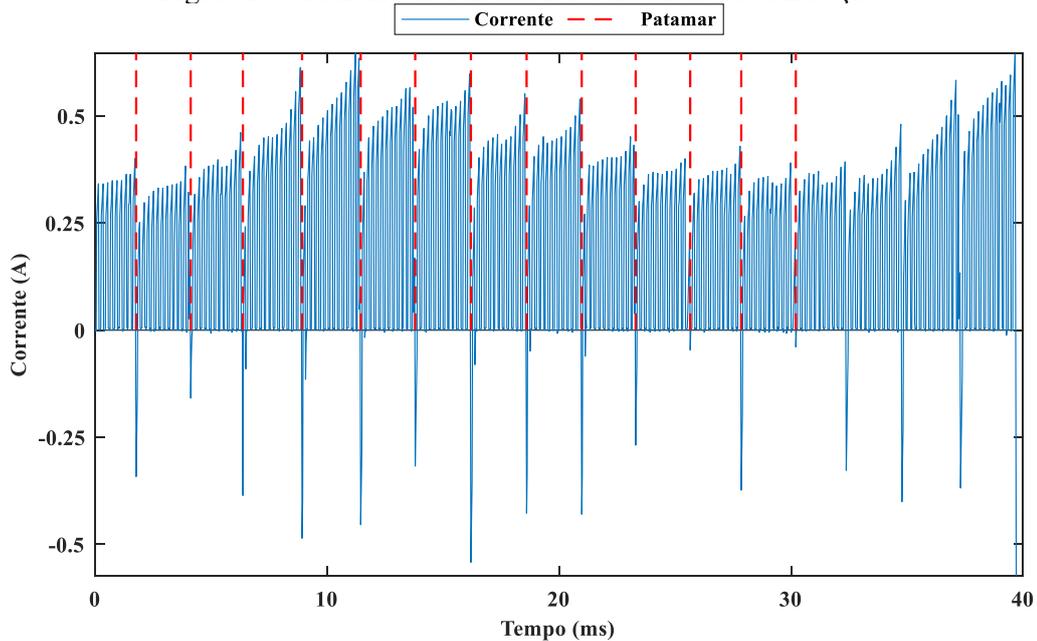
se que a relação entre posição eletromagnética (θ_e) e mecânica (θ_m) do rotor depende do número de pares de polos do rotor (p) da forma:

$$\theta_e = p\theta_m \quad (14)$$

E, como cada fase fica acionada durante 120° elétricos ou a cada 2 instantes de comutação (PEREIRA, 2018), tem-se que uma revolução mecânica completa do rotor acontece a cada 12 instantes de comutação. Logo, assumindo que tanto a frequência angular do rotor quanto a corrente de barramento são periódicas, ao analisar, durante um ciclo completo de compressão, as variações dos intervalos de corrente entre comutações devido à variação das temperaturas de operação, é possível utilizar ferramentas de regressão como RNAs para explorar essa correlação.

Após a identificação dos instantes, o processamento dos dados de corrente procede em duas etapas de filtragem e uma etapa de alinhamento antes da construção do modelo.

Figura 20 - Corrente de barramento e instantes de comutação

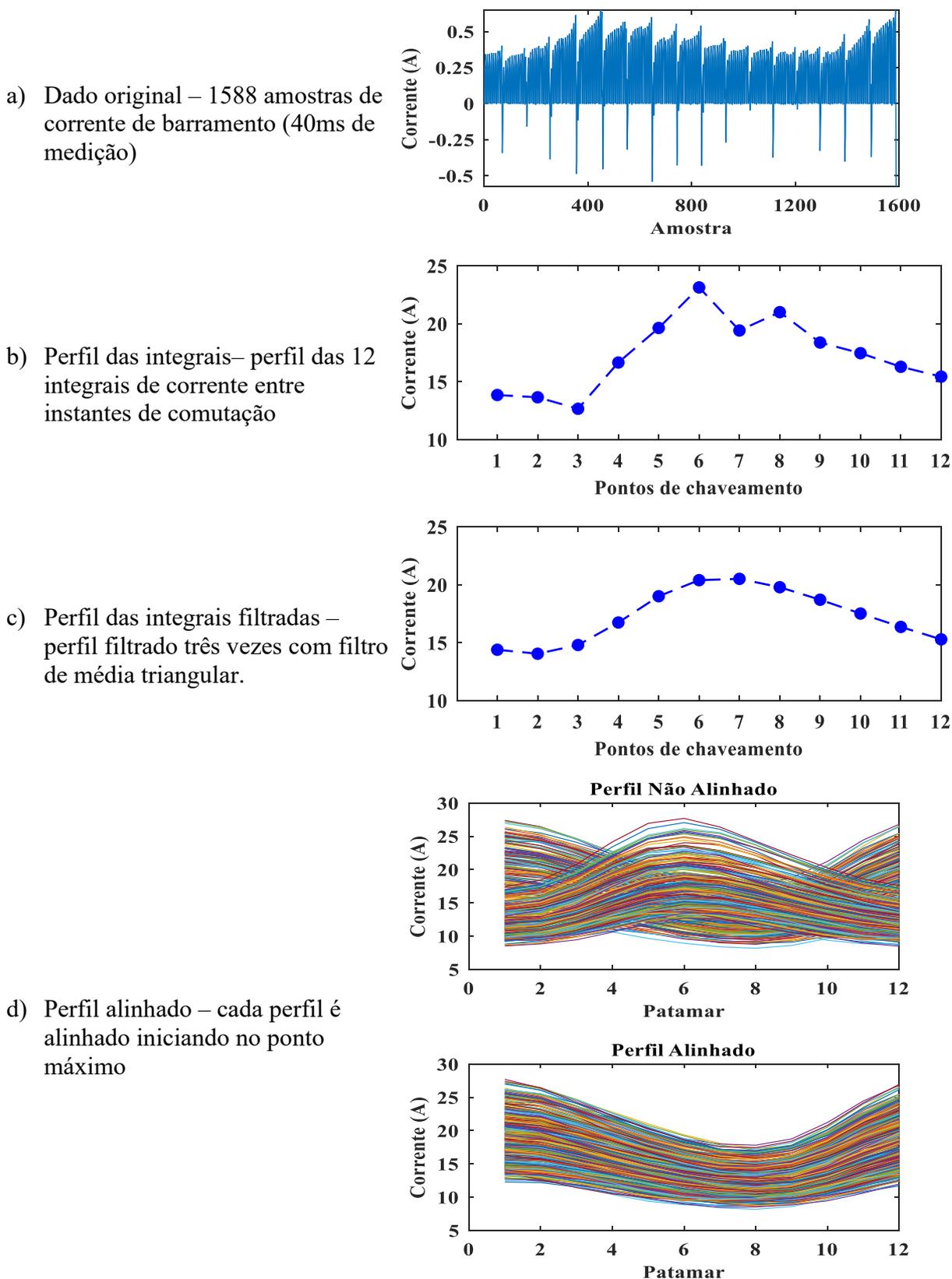


Fonte: Autor

A primeira etapa da filtragem consiste no cálculo de 12 integrais da corrente com intervalos de integração dados pelos instantes de comutação. Em seguida, de forma análoga ao perfil de velocidade, é aplicado um filtro triangular de 1 amostra de largura, no perfil das integrais da corrente, três vezes, resultando no perfil filtrado. Devido ao fato de a aquisição ser realizada em posições angulares diferentes do motor, é necessário um alinhamento dos perfis. Para a etapa de alinhamento, as 12 amostras são alinhadas considerando como ponto inicial o valor máximo do perfil, ao contrário do realizado para o perfil de velocidade, o qual é alinhado pelo ponto mais próximo de zero e derivada negativa.

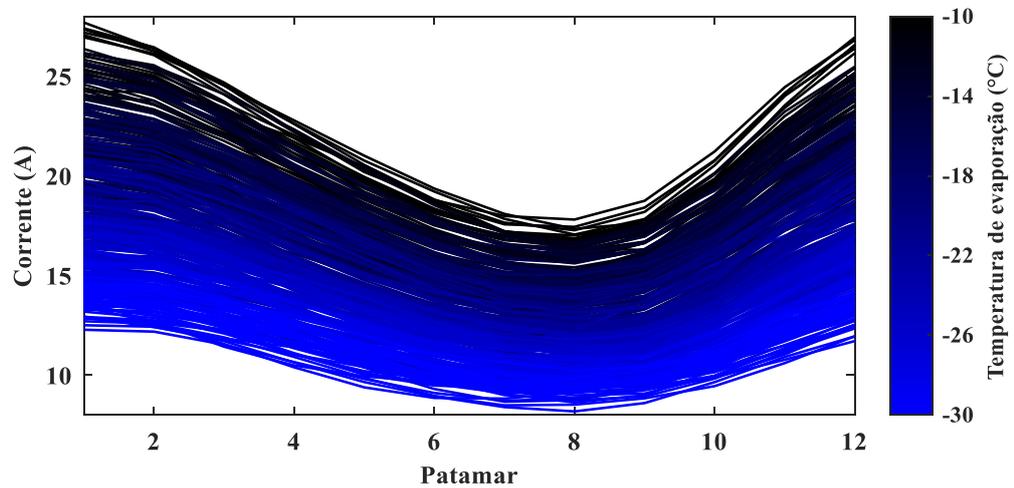
Os procedimentos para obtenção do perfil de corrente filtrado e alinhado descrito é resumizado na figura 21:

Figura 21 - Etapas para processamento do perfil de corrente



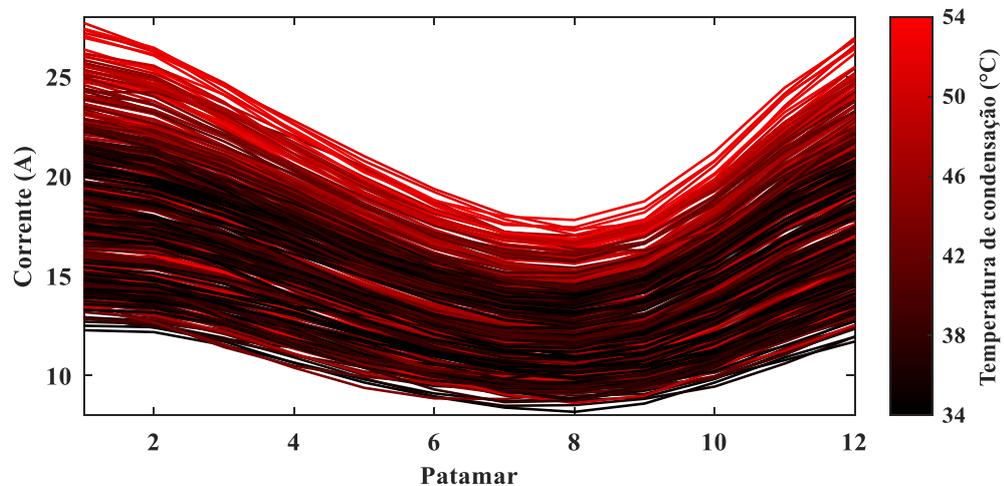
A realização desse procedimento retorna como saída o perfil filtrado e alinhado composto por 12 amostras. A fim de confirmar a presença de informações relevantes sobre as temperaturas no perfil de corrente final, estão ilustrados, na figura 22, os perfis de corrente coloridos conforme suas temperaturas de evaporação. Pode-se verificar uma separação bem definida entre dados de alta e baixa temperatura de evaporação, mesmo com variação da temperatura de condensação, o que confirma forte relação entre a temperatura de evaporação e a corrente de barramento. Na figura 23, estão ilustrados os perfis de corrente coloridos conforme suas temperaturas de condensação. É perceptível que há dependência da corrente de barramento com a temperatura de condensação, porém, é menos significativa do que para a temperatura de evaporação (que também afeta a temperatura de condensação).

Figura 22 - Perfil de corrente frente a variação de temperatura de evaporação



Fonte: Autor

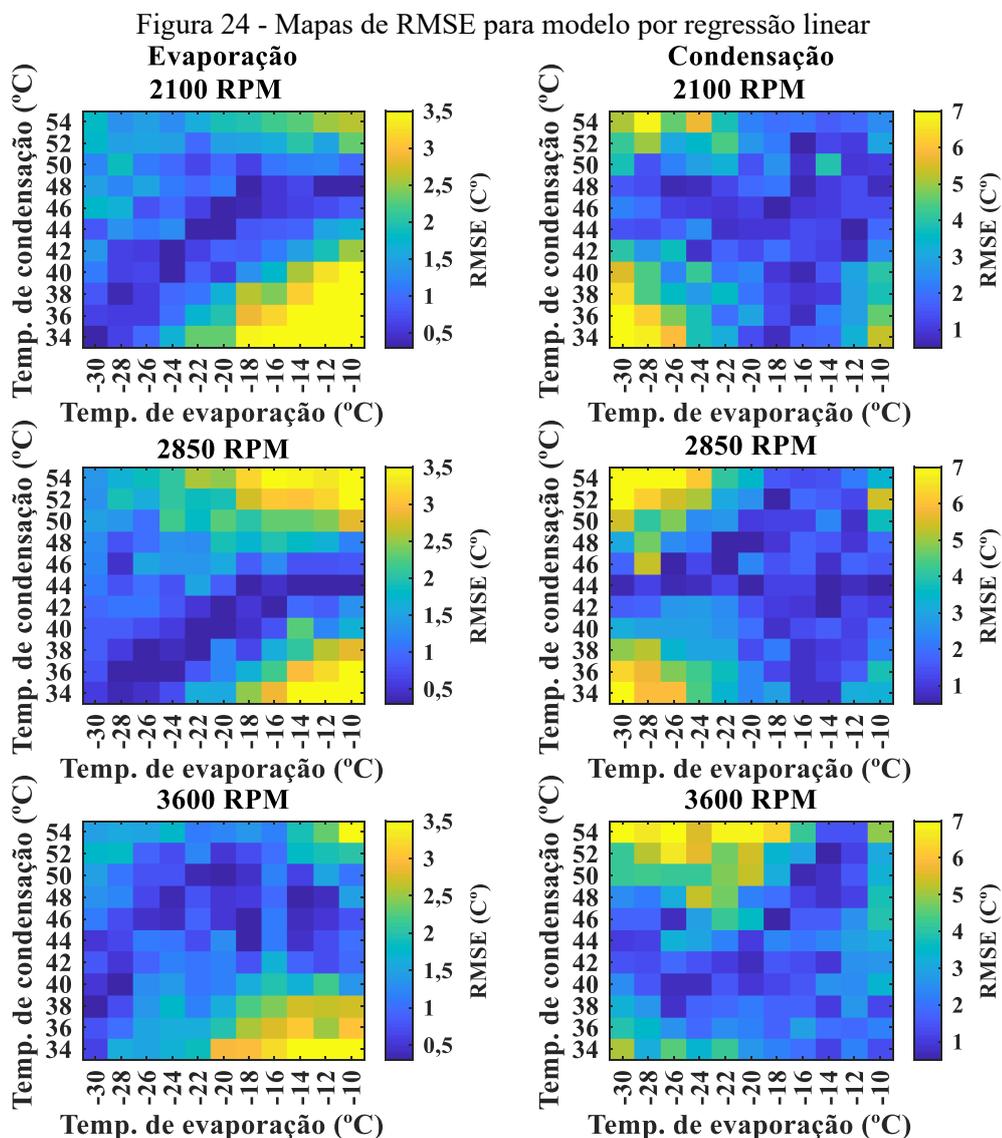
Figura 23 - Perfil de corrente frente a variação de temperatura de condensação



Fonte: Autor

A partir do perfil de corrente filtrado e alinhado, é construído um modelo por regressão linear e, em seguida, um modelo por redes neurais artificiais com arquitetura MLP, conforme descrito anteriormente. Também é construído outro modelo por RNA de arquitetura similar. Esse, aplica o método simplificado por perfil de velocidade, o qual utiliza a velocidade medida diretamente pelo inversor. Os resultados dos três métodos são, por fim, comparados.

Na figura 24, são apresentados os mapas de condições de operação do modelo por regressão linear em função da raiz do erro médio quadrático (RMSE, do inglês *Root-Mean-Square Error*) para a temperatura de evaporação, na coluna à esquerda, e para a temperatura de condensação, na coluna à direita, permitindo a verificação das regiões e velocidades nas quais a regressão linear tem melhor desempenho. As figuras de mérito são apresentadas na tabela 1.



Fonte: Autor

Tabela 1 - Figuras de mérito para modelo por regressão linear

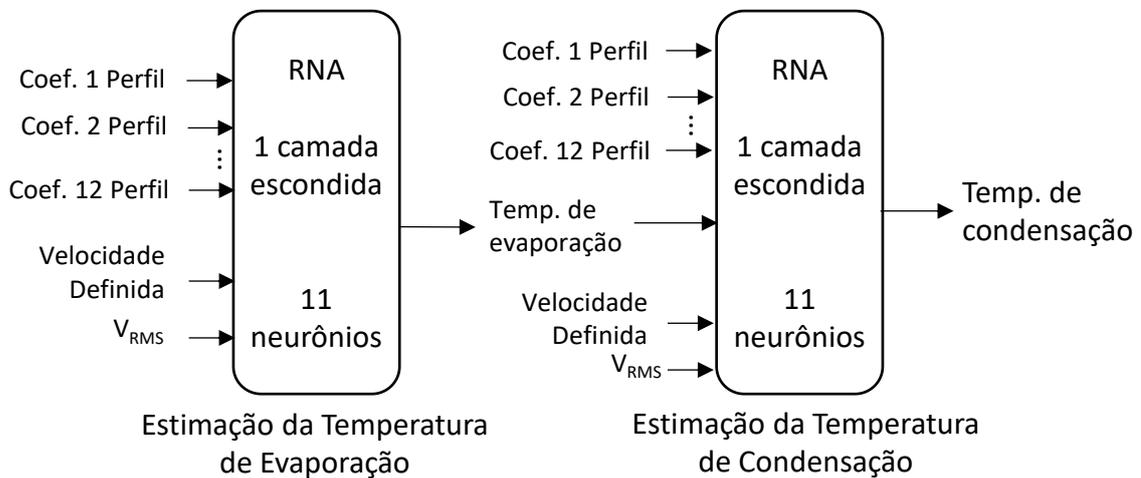
	Conjunto	Temp. de evaporação	Temp. de condensação
RMSE(°C)	Treino	1,88	3,08
	Teste	1,79	3,14
R ²	Treino	0,91	0,76
	Teste	0,92	0,75

Fonte: Autor

A regressão linear apresenta pior desempenho em modelar o fenômeno. Isso é visto pelas figuras de mérito, em especial para a temperatura de condensação, e pelas zonas dos mapas nas quais o erro é elevado. Esses resultados indicam que existe um caráter não-linear na relação entre as temperaturas e a corrente de barramento.

Baseado nesse caráter não-linear, foi construído um modelo por redes neurais artificiais com arquitetura MLP, conforme descrito anteriormente. O modelo utiliza as mesmas entradas do modelo por regressão linear: os 12 elementos do perfil de corrente, a velocidade definida para operação e o valor eficaz da tensão, conforme o modelo apresentado na figura 25:

Figura 25 - Modelo para estimação das temperaturas pelo método proposto



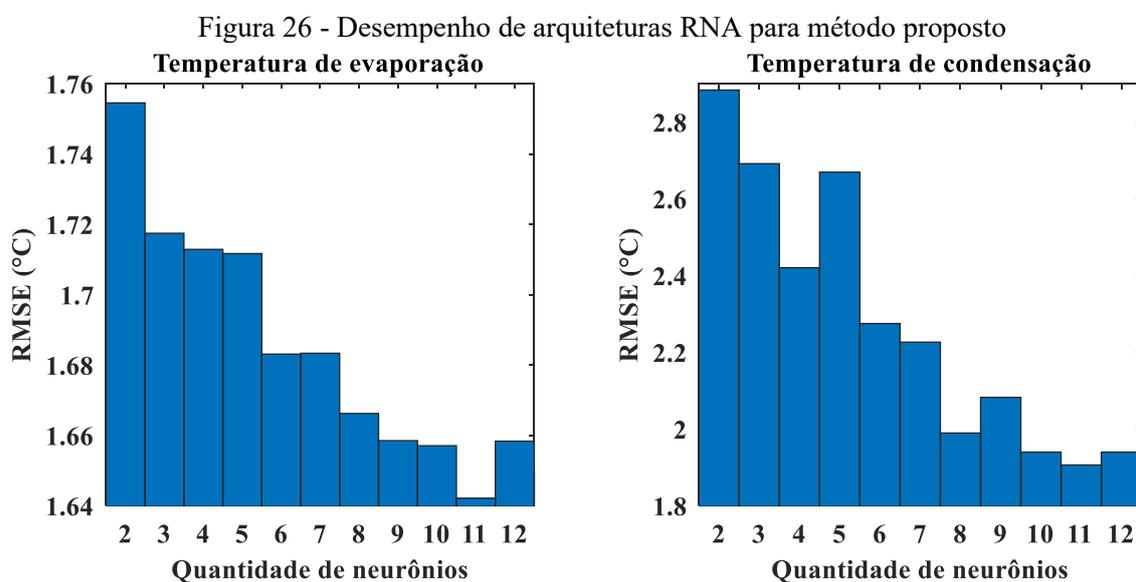
Fonte: Autor

O treinamento do modelo requer a escolha da quantidade de camadas intermediárias e do número de neurônios em cada uma delas. Decidiu-se por utilizar uma única camada intermediária em função do número de dados para treinamento. Adicionar mais camadas intermediárias permitiria que a rede extraísse informações de maior ordem dos dados de entrada, entretanto isso tornaria o processo de treinamento mais complexo além de exigir uma

quantidade maior de ensaios para este processo (HAYKIN, 2009). A função de ativação utilizada foi a ReLU.

A quantidade de neurônios na camada intermediária foi testada entre valores de 2 a 12 neurônios. Buscando evitar um superajuste do modelo aos dados de treinamento foi utilizada a validação cruzada como método de regularização, a qual consistiu de 20% do conjunto de treinamento.

As entradas foram normalizadas para possuir média zero e desvio padrão unitário. Cada configuração foi treinada 10 vezes e a média do RMSE do conjunto de validação verificada para decidir a melhor configuração. O desempenho das redes treinadas é apresentado na figura 26. A melhor configuração foi obtida com a utilização de 11 neurônios na camada intermediária tanto para a estimativa da temperatura de evaporação quanto para a temperatura de condensação.



Fonte: Autor

Após a escolha dos parâmetros da rede, os dados de corrente processados foram apresentados a ela para treinamento. O resultado da estimativa é apresentado nas figuras de mérito na Tabela 2.

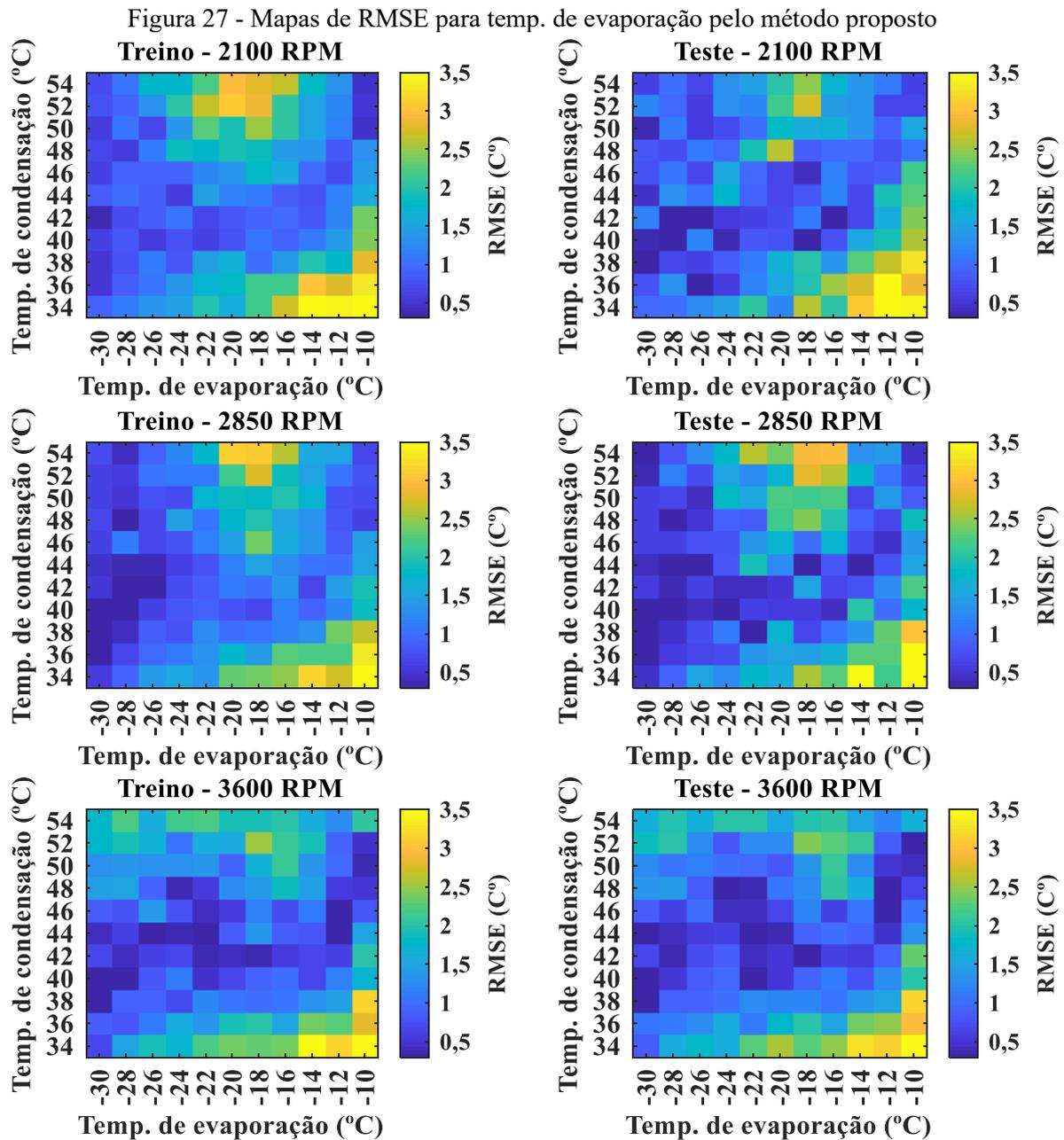
Tabela 2 – Figuras de mérito para modelo pelo método proposto

	Conjunto	Temp. de evaporação	Temp. de condensação
RMSE (°C)	Treino	1,55	1,89
	Teste	1,49	2,03
R ²	Treino	0,94	0,91
	Teste	0,94	0,89

Fonte: Autor

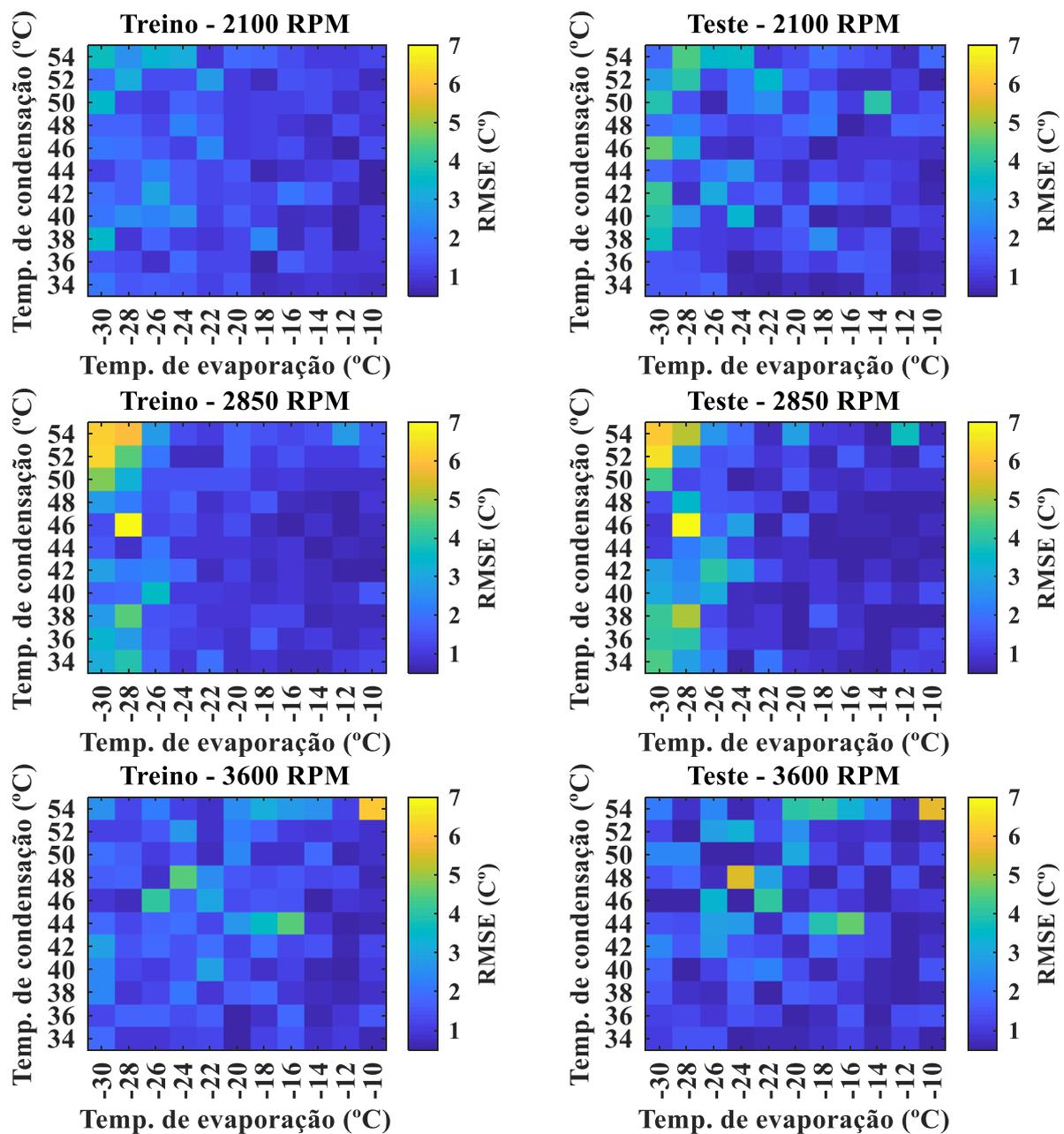
Na figura 27, são apresentados os mapas de condições de operação em função do RMSE para a temperatura de evaporação e, de forma similar, os mapas referentes a temperatura de condensação são apresentados na figura 28.

Uma maior dificuldade na estimativa da temperatura de condensação é previsível, haja vista sua dependência da temperatura de evaporação e menor influência na corrente de barramento, como observado na figura 24.



Fonte: Autor

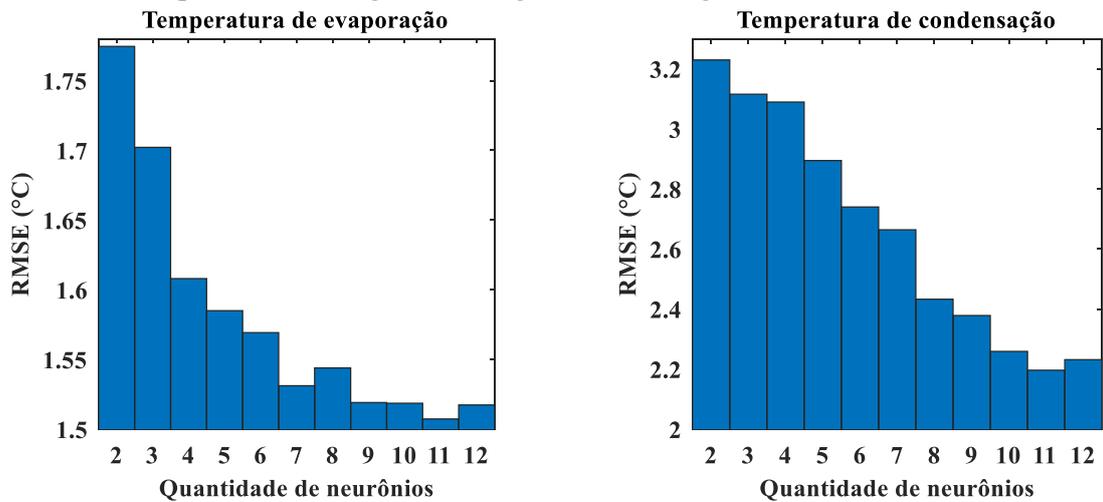
Figura 28 - Mapas de RMSE para temp. de condensação pelo método proposto



Fonte: Autor

O desempenho geral do método proposto também foi comparado com o método de estimativa pelo perfil de velocidade. Isso foi feito por os dois métodos trabalharem com a mesma frequência de amostragem e com RNAs de arquitetura semelhante. No caso da estimativa pelo perfil de velocidade, o mesmo procedimento para escolha dos parâmetros da RNA foi realizado e, conforme figura 29, obtido melhor desempenho com a função ReLU e 11 neurônios tanto para a temperatura de evaporação quanto para a temperatura de condensação.

Figura 29 - Desempenho de arquiteturas RNA para método de referência



Fonte: Autor

A Tabela 3 apresentam as figuras de mérito para esse método:

Tabela 3 - Figuras de mérito para método de referência

		Conjunto	Temp. de evaporação	Temp. de condensação
RMSE (°C)	Treino		1,55	2,30
	Teste		1,53	2,40
R²	Treino		0,94	0,87
	Teste		0,94	0,85

Fonte: Autor

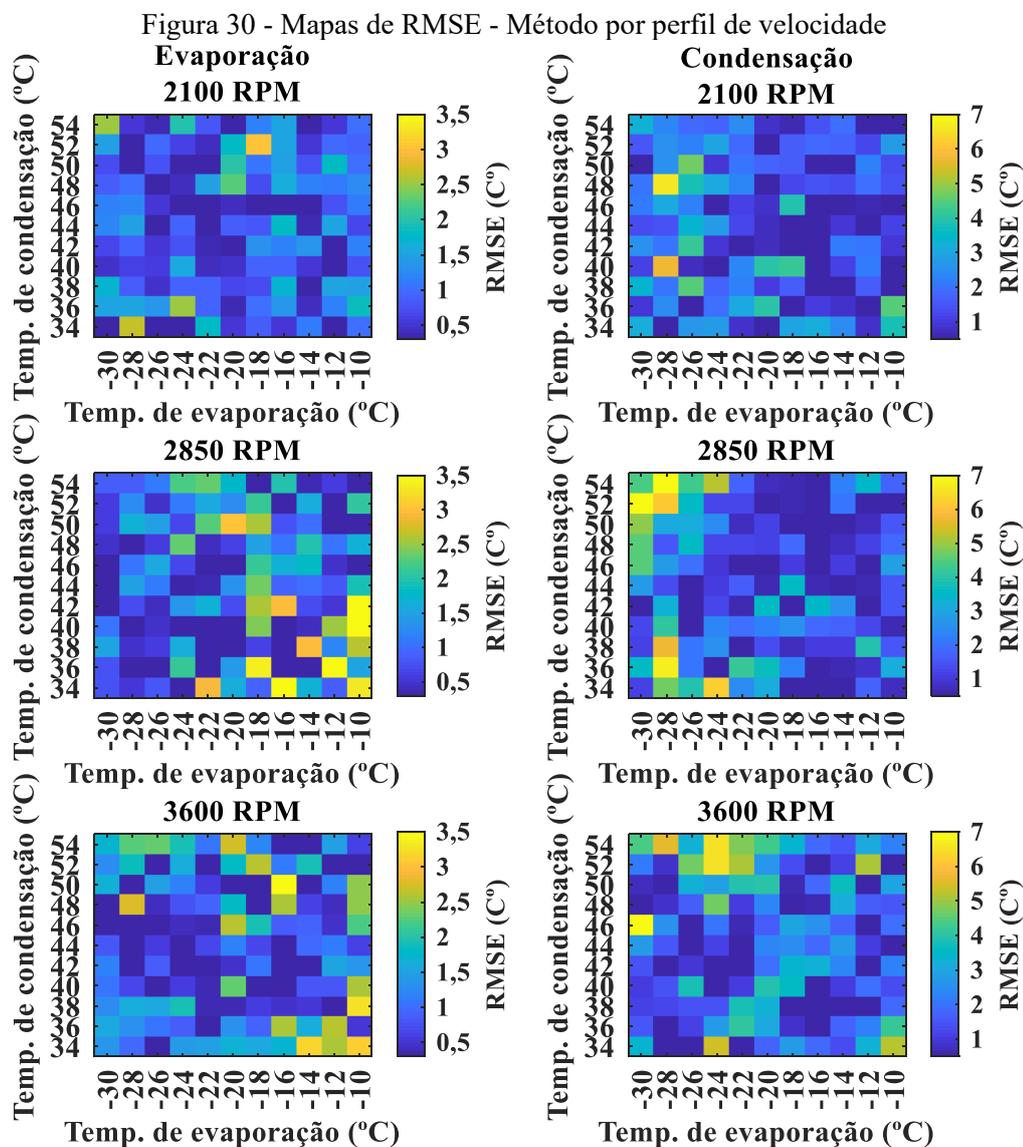
Na Tabela 4, as figuras de mérito dos conjuntos de teste dos três métodos são apresentadas para fins comparativos.

Tabela 4 - Comparação entre métodos

Método	Temp. de Evaporação			Temp. de Condensação		
	Linear	Perfil de Velocidade	Perfil de Corrente	Linear	Perfil de Velocidade	Perfil de Corrente
RMSE (°C)	1,79	1,53	1,49	3,14	2,40	2,03
R²	0,92	0,94	0,94	0,75	0,85	0,89

Fonte: Autor

Os mapas para o conjunto de teste do método por perfil de velocidade, utilizado como referência, são apresentados na figura 30, com os resultados da temperatura de evaporação à esquerda e da temperatura de condensação à direita.



Fonte: Autor

A partir da análise dos mapas e das figuras de mérito, percebe-se que o método de estimação pelo perfil de corrente apresentou-se promissor para ambas temperaturas de interesse. A estimativa da temperatura de evaporação apresentou resultados semelhantes ao método de referência, enquanto a da temperatura de condensação apresentou uma redução no seu erro médio quadrático acima de 15%, além de estimativas mais uniformes em todo mapa de condições. Ainda, a estimativa por meio de grandezas elétricas pode ser realizada com menor número de variáveis, visto que o outro método, além de analisar a corrente, precisa da frequência angular.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O objetivo geral deste trabalho era propor um método de estimação das temperaturas de evaporação e de condensação do fluido refrigerante de compressores de refrigeração que operam com motores BLDC, utilizando grandezas externamente mensuráveis já medidas pelo inversor de frequência que o alimenta. Com base nos trabalhos de Nascimento (2015), Walendowsky (2017) e Pereira (2018), utilizando dados experimentais de uma bancada de ensaios, foi desenvolvido um método de estimativa indireta e não-invasiva das condições de operação de um compressor por meio da corrente de barramento e do valor eficaz da tensão de barramento do inversor (variáveis que já são monitoradas pelo próprio inversor).

A partir da aquisição das grandezas elétricas do compressor pela bancada, os sinais de tensão e corrente de barramento são processados e usados como entrada para duas RNAs treinadas para estimar as temperaturas de evaporação e de condensação. Os resultados obtidos apresentaram-se promissores e a relativa simplicidade computacional do método indica a perspectiva de incorporá-lo nos microcontroladores presentes no inversor.

Deste modo, considera-se que este Trabalho de Conclusão de Curso atingiu seu objetivo geral. Para isso, os objetivos específicos traçados também foram cumpridos: foram estudados os métodos desenvolvidos em Monteiro (2016), Walendowsky (2017) e Pereira (2018); foi estudada a ferramenta de redes neurais artificiais, a qual foi utilizada para a construção dos modelos; foram criados programas em MATLAB para a estimativa das temperaturas de interesse atingindo desempenho melhor que o método de referência.

A continuidade desse projeto, isto é, o estudo a fim de embarcar um método de estimação das condições de operação do compressor no produto final, fica como perspectiva para melhorias e trabalhos futuros. Esses incluem:

- estudo para melhorar tal estimativa utilizando outras possíveis grandezas externamente mensuráveis, assim como o uso de outras informações presentes nas grandezas elétricas como: harmônicos, potência ativa e reativa, valor de pico, médio e eficaz;
- avaliação mais rigorosa de outras arquiteturas de RNA que possam modelar o fenômeno com maior precisão;
- análise das simplificações necessárias para implementar este método em um microcontrolador que deverá ser embarcado no inversor que aciona o compressor. Essa análise inclui o estudo do tempo necessário para realizar a

estimativa, da frequência na qual a estimativa será realizada, de como o conhecimento das temperaturas de operação será utilizado.

REFERÊNCIAS

- BRESCIANI, E. D. C. **Reprojeto de motor BLDC com o propósito de melhoria na eficiência: um estudo de caso na aplicação de compressores herméticos para refrigeração.** Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) - Universidade Federal de Santa Catarina, Engenharia Elétrica. Florianópolis. 2019.
- BRUZZESE, C. Diagnosis of Eccentric Rotor in Synchronous Machines by Analysis of Split-Phase Currents - Part II:Experimental Analysis. **IEEE Transactions on Industrial Electronics**, v. 61, n. 8, 2014.
- ÇENGEL, Y. A.; BOLES, M. A. **Thermodynamics: An engineering approach.** 8. ed. New York: McGraw-Hill Education.
- CHAPMAN, S. J. **Electric Machinery Fundamentals.** New York: McGraw-Hill Companies, Incorporated, 2005.
- DINCER, I. **Refrigeration systems and applications.** West Sussex: Wiley, 2003.
- EMBRACO. Catálogo AM. Disponível em: <<https://www.embraco.com/wp-content/uploads/2019/11/catalogo-am-versao-final.pdf>>. Acesso em: 09 jan. 2020.
- FENG, K. et al. A recognition and novelty detection approach based on Curvelet transform nonlinear PCA and SVM with application to indicator diagram diagnosis. **Expert Systems with Applications**, v. 38, n. 10, 2011.
- FITZGERALD, A. E. **Electric Machinery.** 6th. ed. New York: McGraw-Hill Companies, Incorporated, 2003.
- GARCIA-PEREZ, A.; ROMERO-TRONCOSO, R. J.; CAMARENA-MARTINEZ, D. **Broken Rotor Bar Detection in Inverter-fed Induction Motors by Time-Corrected Instantaneous Frequency Spectrogram.** IEEE International Symposium on Diagnostics for Electrical Machines. Tinos: IEEE. 2017.
- GOLESTAN, S. Moving Average Filter Based Phase-Locked Loops: Performance Analysis and Design Guidelines. **IEEE Transactions on Power Electronics**, v. 29, n. 6, jun. 2014.
- GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. C. **Processamento Digital de Imagens.** São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2010.
- GOODFELLOW, I.; BENGIO, Y.; COURVILLE, A. **Deep Learning.** [S.l.]: The MIT Press, 2016.
- HANSELMAN, D. C. **Brushless Permanent Magnet Motor Design.** 2nd. ed. Ohio: Magna Physics Publishing, 2003.

- HAYKIN, S. **Neural Networks and Learning Machines**. 3rd. ed. Hamilton: Pearson Education Inc., 2009.
- HOERL, A. E.; KENNARD, R. W. Ridge Regression: Biased Estimation for Nonorthogonal Problems. **Technometrics**, v. 12, n. 1, 1970.
- IBGE. Séries Estatísticas & Séries Históricas, 2019. Disponível em: <<https://seriesestatisticas.ibge.gov.br/series.aspx?no=6&op=0&vcodigo=PD279&t=domicilio-s-particulares-permanentes-posse-geladeira>>. Acesso em: 12 dez 2019.
- ISO 917. International Organization for Standardization. **ISO 917: Testing of refrigerant compressors**, Switzerland, 1989.
- KOELET, P. C. **Industrial Refrigeration: Principles, Design and Applications**. London: Macmillan Press Ltd., 1992.
- MASMOUDI, M.; BADSI, B. E.; MASMOUDI, A. Direct Torque Control of Brushless DC Motor Drives With Improved Reliability. **IEEE Transactions on Industry Applications**, p. 3744-3753, 2014.
- MILLER, T. J. E. **Brushless Permanent-Magnet and Reluctance Motor Drives (Monographs in Electrical and Electronic Engineering)**. Oxford: Oxford University Press, 1989.
- MITRA, S. K. **Digital Signal Processing: A Computer-Based Approach**. 2nd. ed. Santa Barbara: McGraw-Hill, 2001.
- MONTEIRO, C. A. M. **Medição Indireta de Torque e Velocidade Angular de Motor de Corrente Contínua sem Escovas**. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica. Florianópolis. 2016.
- NASCIMENTO, A. S. B. D. S. **Desenvolvimento de ferramentas baseadas em redes neurais para inferência e prognósticos em ensaios de desempenho de compressores herméticos**. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica. Florianópolis. 2015.
- PEREIRA, G. F. **Simplificação de um Método de Medição Indireta da Velocidade de Motores de Corrente Contínua sem Escovas**. Projeto de Fim de Curso (Graduação) - Universidade Federal de Santa Catarina, Engenharia de Controle e Automação. Florianópolis. 2018.
- SCHANTZ, C. J.; LEEB, S. **Non-Intrusive Fault Detection in Reciprocating Compressors**, Cambridge, 2012.
- STOECKER, W. F.; JONES, J. W. **Refrigeração e Ar Condicionado**. São Paulo: McGraw-Hill Ltda, 1985.

THOMAZINI JÚNIOR, J. C. Desenvolvimento de recursos para aumentar a produtividade de uma bancada de ensaios de partida e tombamento de compressores de refrigeração.

Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica. Florianópolis. 2013.

U.S DEPARTMENT OF ENERGY. DOE Fundamentals Handbook, Mechanical Science.

Volume 2 of 2. Washington D.C. 1993.

WALENDOWSKY, C. B. Estimação de Pressões de Sucção e de Descarga de Compressores Herméticos de Refrigeração através de Medições não Invasivas. Tese

(Doutorado) - Universidade Federal de Santa Catarina, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica. Florianópolis. 2017.

WEEGE, T. A. Avaliação de Tecnologias Aplicáveis à Medição de Pressão em Pequenos Volumes em Compressores de Refrigeração. Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal

de Santa Catarina, Programa de Pós-Graduação em Metrologia Científica e Industrial. Florianópolis. 2009.