APLICAÇÃO DE TÉCNICAS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL PARA DETERMINAÇÃO DO COMPORTAMENTO TÉRMICO E DO CONSUMO DE ENERGIA DE UM REFRIGERADOR DOMÉSTICO

Palavras-Chave: REFRIGERADOR, TEMPERATURA, ENERGIA, INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

Autores(as):

AMANDA RIBEIRO DAMAZIO, FEQ – UNICAMP

LAURA CORTEZIA VASCONCELOS, FEQ – UNICAMP

MARIA ELOISA PODAVI EZEQUIEL, FEQ – UNICAMP

Prof. Dr. FLÁVIO VASCONCELOS DA SILVA (orientador), FEQ – UNICAMP

INTRODUÇÃO

O refrigerador doméstico é um dos eletrodomésticos mais presentes e utilizados no dia a dia da população. Ele oferece praticidade e eficiência, sendo fundamental para conservar alimentos por mais tempo e, consequentemente, ajudar na redução do desperdício. Sua principal função é manter os alimentos armazenados em uma temperatura adequada para sua preservação. No entanto, a conservação e a preservação dos alimentos exigem um consumo considerável de energia elétrica (77SOL, 2023).

Os principais componentes do refrigerador doméstico são o compressor, o condensador, o evaporador, o tubo capilar, o fluido refrigerante (que circula entre os citados anteriormente) e o termostato. O resfriamento ocorre quando todos os elementos são conectados adequadamente e há expansão do fluido refrigerante no evaporador que resfria o interior da geladeira (TEIXEIRA, 2025). Mesmo tão presente nas casas, muitas pessoas não conhecem bem o funcionamento do refrigerador doméstico, nem o quanto ele consome de energia.

Portanto, este estudo tem como principal objetivo analisar o comportamento do refrigerador em relação ao consumo de energia, observando as variações térmicas em diferentes regiões internas do aparelho. A proposta é simular situações de uso cotidiano, como a variação da carga interna, e a abertura da porta em diferentes durações e ângulos, com o intuito de compreender como essas ações afetam o desempenho energético e a distribuição da temperatura no interior do equipamento. Para isso, foram realizadas uma série de experimentos com o objetivo de analisar dados por meio de tabelas e gráficos. Somado a isso, algoritmos de inteligência artificial foram utilizados para modelar o comportamento dinâmico do perfil de temperatura da geladeira. A técnica de janela deslizante foi utilizada para tratar os dados coletados e o algoritmo de rede neural artificial foi empregado para modelar a resposta dinâmica das temperaturas em diferentes pontos internos da geladeira.

METODOLOGIA

Neste projeto, utilizou-se um refrigerador doméstico, presente no Laboratório de Controle e Automação de Processos da Faculdade de Engenharia Química da Unicamp. O primeiro passo consistiu na configuração de dois

FieldLoggers, cuja aplicação consiste na captação de dados que seriam coletados posteriormente com a alocação de termopares dentro do refrigerador doméstico.

Antes do posicionamento dos sensores de temperatura na geladeira, todos eles foram calibrados de acordo com temperaturas indicadas por um aparelho de banho-maria e com o auxílio de um termômetro de mercúrio comum para mais precisão na calibração. Após esta etapa, os termopares foram conectados aos FieldLoggers. Um deles foi situado no exterior para a captação da temperatura ambiente e os demais foram posicionados dentro do refrigerador de modo estratégico, para que pontos de interesse de coleta de temperatura interna fossem atendidos. Os termopares foram nomeados, assim como ilustrado na Figura 1, que também retrata como os sensores foram alocados dentro do refrigerador (o diagrama retrata o interior da geladeira e as prateleiras foram representadas de cima para baixo).

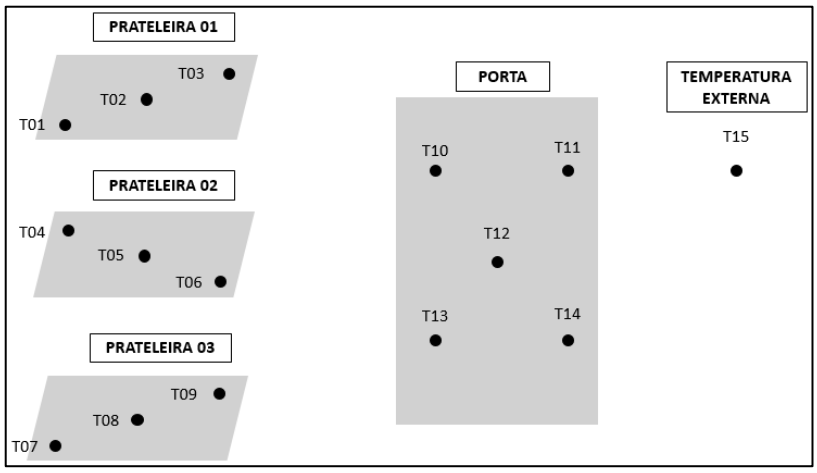

Figura 1 — Representação do posicionamento dos termopares dentro da geladeira.

Para a etapa de realização dos experimentos, foi definida uma taxa de amostragem para aquisição dos dados igual a 15 segundos. Além disso, estabeleceu-se que cada experimento teria duração de 1 hora. A medição do consumo energético do refrigerador foi feita por um medidor de energia elétrica digital modelo WF-D02A. Por fim, definiu-se os seguintes cenários para simular situações cotidianas de uso do refrigerador doméstico:

- Abertura da porta em 90º, representando um indivíduo que abre a geladeira para observar seu interior em busca de algo que satisfaça seu desejo;
- Abertura da porta em 10º, representando um indivíduo que acredita que a geladeira foi fechada corretamente, quando não foi;
- Duração de perturbação de 5 ou 10 minutos (tempo em que a porta permanece aberta), representando cenários diferentes dentro da mesma situação;
- Os cenários acima reproduzidos com e sem garrafas de água, para representar um indivíduo que voltou do mercado e precisa guardar suas compras na geladeira.

Todos os experimentos foram realizados em duplicata, para a obtenção de dados mais conclusivos. Com os experimentos definidos, um procedimento foi estabelecido para que todos os testes tivessem as mesmas condições iniciais, sendo elas:

- Deixar a porta do laboratório fechada e o ar condicionado ligado em 25ºC;
- Certificação de que os FieldLoggers estão coletando os dados;
- Anotar os detalhes de cada experimento;
- Zerar o aparelho medidor de energia elétrica no início do experimento.
- Foram colocadas marcas no chão, para que a abertura da porta seja uniforme e o tempo de abertura de porta foi cronometrado.

Portanto, os experimentos realizados foram:

- Abrir a porta da geladeira a 90º por 5 minutos;
- Abrir a porta da geladeira a 90º por 10 minutos;
- Abrir a porta da geladeira a 10º por 5 minutos;
- Abrir a porta da geladeira a 10º por 10 minutos;
- Todos os experimentos acima, porém com 10 garrafas de água de 510 mL distribuídas pela geladeira.

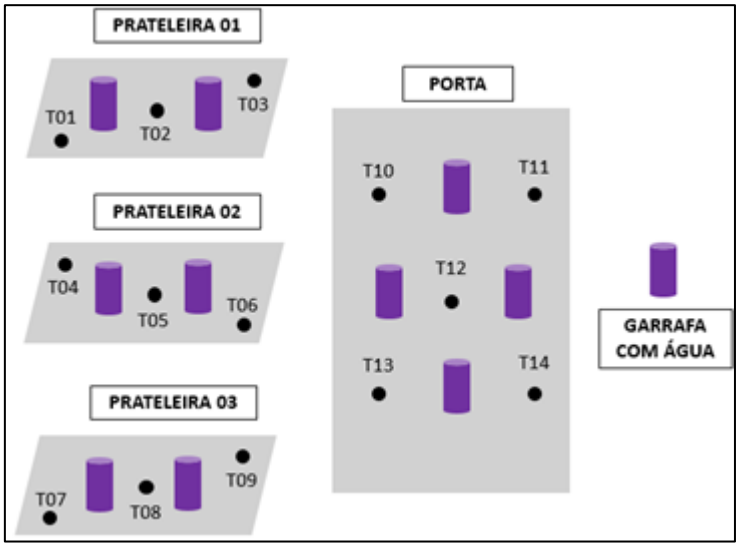

Figura 2 — Representação do posicionamento dos termopares dentro da geladeira e das garrafas de água de 510 mL.

Nos experimentos em que a abertura da porta é de 10º, a geladeira foi aberta por 90º até a alocação das garrafas com água em temperatura ambiente nas posições representadas na Figura 2; feito isso, a abertura da porta foi modificada para 10º até o final do tempo desejado. Após a realização dos experimentos e coleta dos dados, esses dados foram tratados para que o comportamento dinâmico da temperatura dos sensores posicionados na geladeira fosse predito empregando-se algoritmos de inteligência artificial. Para isso, os seguintes passos foram seguidos:

- Com a técnica de janela deslizante, as séries temporais referentes às medições de temperatura foram convertidas em dados tabulares. Uma janela de tamanho igual a quatro foi usada.
- Os dados foram divididos entre conjuntos de treinamento e teste, sendo 80% dos dados destinados ao treinamento do modelo e 20% dos dados separados para teste do modelo.
- Usando a linguagem de programação Python, o ambiente de programação Google Colaboratory e a biblioteca Scikit-learn, um modelo de rede neural artificial do tipo Multilayer Perceptron foi treinado, em uma tarefa de regressão, para predizer a dinâmica térmica do refrigerador nos diferentes cenários investigados.
- O modelo de rede neural artificial desenvolvido para predizer a dinâmica térmica dentro do refrigerador possui uma camada de entrada, uma camada intermediária e uma camada de saída. O número de neurônios na camada de entrada corresponde ao tamanho da janela deslizante, isto é, quatro neurônios. A camada intermediária foi configurada com dois neurônios. A camada de saída contém um neurônio cujo valor de saída desse neurônio corresponde à variável predita (temperatura). A função de ativação do tipo identidade foi utilizada no modelo de rede neural artificial desenvolvido. O desempenho da rede neural artificial foi quantificado por meio do erro quadrático médio (DE CASTRO; FERRARI, 2017).

RESULTADOS E DISCUSSÃO

As Figuras 3 e 4 evidenciam a dinâmica térmica do refrigerador em dois cenários experimentais distintos. Nessas figuras, encontram-se representadas as temperaturas dentro do refrigerador, medidas pelos termopares T03, T06, T09 e T12. No cenário experimental referente à Figura 3, o refrigerador foi submetido a uma perturbação por meio da abertura total da porta da geladeira em um ângulo de 90°, durante um período contínuo de 10 minutos. Esse cenário experimental simulou uma situação real de uso prolongado e resultou em um consumo energético médio de 0,1384 kWh. No cenário experimental relativo à Figura 4, manteve-se a mesma perturbação do cenário previamente discutido,

mas com a adição de carga interna composta por 10 garrafas de água. Nesse caso, o consumo energético médio foi de 0,1403 kWh, o que representa incremento de 1,39% em relação ao cenário experimental sem adição de carga interna.

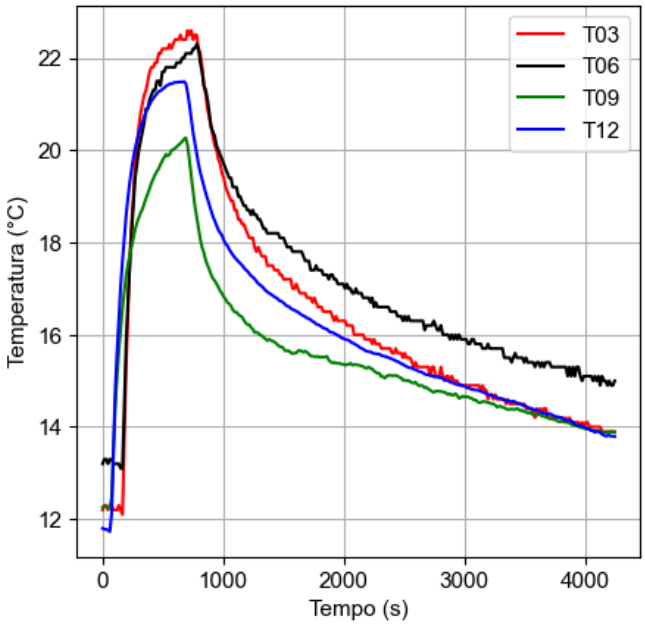

Figura 3 — Dinâmica térmica do refrigerador submetido à abertura total da porta do refrigerador em um ângulo de 90° por um período de10 minutos.

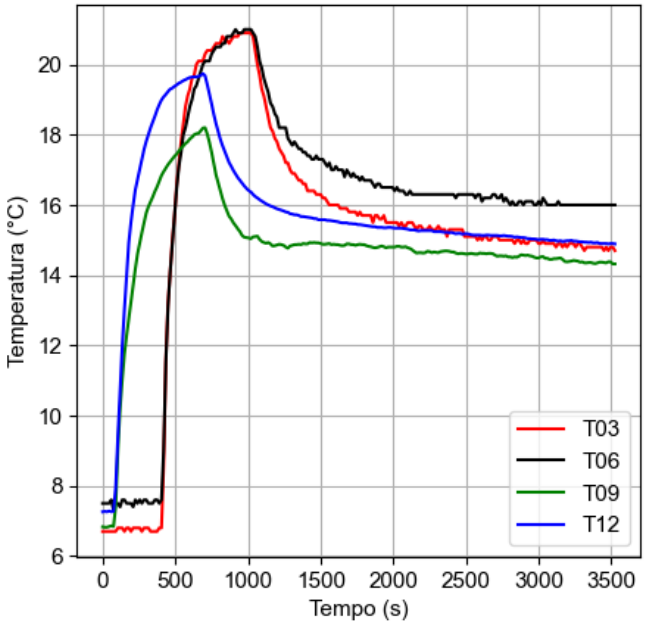

Figura 4 — Dinâmica térmica do refrigerador submetido à abertura total da porta do refrigerador em um ângulo de 90°, por um período de10 minutos e com carga interna correspondente a 10 garrafas térmicas.

A Figura 5 evidencia as predições de temperatura realizadas pela rede neural artificial devidamente treinada e testada com valores de temperatura coletados via termopar T01. Esses dados utilizados no treinamento e no teste da rede neural artificial são referentes ao experimento realizado com o refrigerador submetido à abertura total da porta do refrigerador em um ângulo de 90°, por um período de 10 minutos e com carga interna correspondente a 10 garrafas térmicas. Em relação ao desempenho do modelo de inteligência artificial desenvolvido, o erro quadrático médio referente ao conjunto de dados destinados para teste foi equivalente a 0,005. Esse valor de métrica de erro em conjunto com a análise visual da Figura 5 possibilitam afirmar que a rede neural desenvolvida é capaz de descrever o comportamento dinâmico da temperatura dentro do refrigerador.

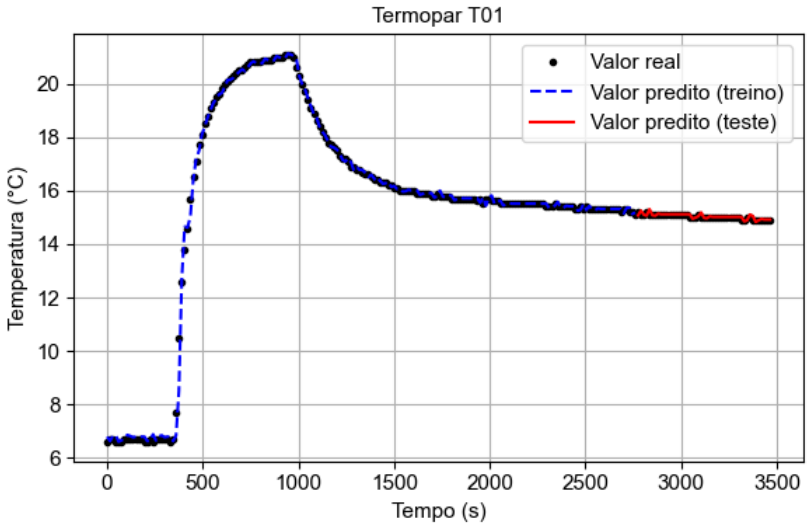

Figura 5 — Comparação entre os valores reais de temperatura e os valores preditos pela rede neural artificial para os dados referentes ao experimento no qual o refrigerador foi submetido à abertura total da porta em um ângulo de 90°, por um período de10 minutos e com carga interna correspondente a 10 garrafas térmicas.

Além de avaliar o comportamento da rede neural artificial com os dados coletados pelo termopar T01, o qual foi instalado na porta do refrigerador, a capacidade de predição da rede neural foi avaliada para dados coletados por outros termopares, instalados em diferentes posições dentro do refrigerador. A Figura 6 ilustra as predições de temperatura via rede neural artificial com os dados coletados pelos seguintes termopares: T03, T06, T09 e T12. Os

valores de erro quadrático médio referentes às predições de temperatura via rede neural artificial para os dados dos termopares T03, T06, T09 e T12 encontra-se, respectivamente, descritos a seguir: 0,052; 0,037; 0,011; e 0,007. Diante do exposto, é possível sugerir que o modelo de inteligência artificial desenvolvido, rede neural artificial, é capaz de predizer a temperatura dentro do refrigerador independentemente da posição na qual o termopar é instalado na geladeira a fim de coletar os dados.

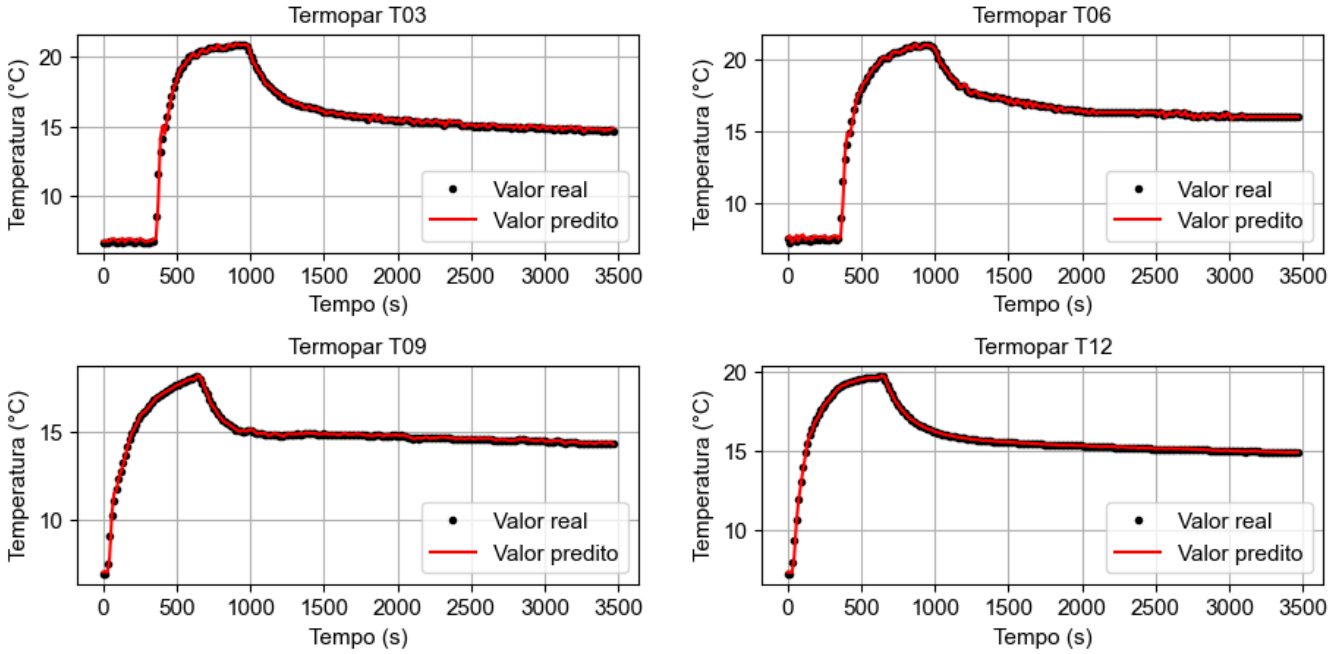

Figura 6 — Comparação entre os valores reais de temperatura e os valores preditos pela rede neural artificial para dados coletados por termopares instalados em diferentes posições dentro do refrigerador.

CONCLUSÕES

Este trabalho científico investigou o comportamento térmico e o consumo de energia de um refrigerador residencial em diferentes cenários. Os diferentes cenários investigados englobaram diferentes condições de: abertura da porta do refrigerador, tempo de abertura da porta e carga interna dentro do refrigerador. A partir dos experimentos realizados e da análise dos dados, foi observado que a adição de carga interna (10 garrafas de água) resultou em um aumento de 1,39% no consumo energético, em um cenário de perturbação severa com a porta aberta a 90° por 10 minutos. Em relação ao comportamento dinâmico da temperatura, a rede neural artificial do tipo Multilayer Perceptron com dois neurônios na camada intermediária e função de ativação do tipo identidade, demonstrou ser capaz de predizer a temperatura dentro do refrigerador independentemente da posição na qual o termopar é instalado na geladeira a fim de coletar os dados. Dentre os cenários discutidos neste documento, o valor de 0,052 corresponde ao maior valor de erro quadrático médio apresentado pela rede neural artificial para dados não vistos na etapa de treinamento do modelo.

BIBLIOGRAFIA

DE CASTRO, Leandro Nunes; FERRARI, Daniel Gomes. Introdução à mineração de dados. Saraiva Educação SA, 2017.

TEIXEIRA, Mariane Mendes. Física do funcionamento dos refrigeradores. Disponível em: <https://www.preparaenem.com/fisica/fisica-funcionamento-dos-refrigeradores.htm>. Acesso em: 04 ago. 2025.

77SOL. Guia para economizar: Os 10 principais eletrodomésticos que mais consomem energia elétrica. 2023. Disponível em: <https://blog.77sol.com.br/guia-para-economizar-os-10-principais-eletrodomesticos-que-mais-consomem-energia-eletrica>. Acesso em: 04 ago. 2025.