



XVIII CONBRAVA - CONGRESSO BRASILEIRO DE REFRIGERAÇÃO, AR-CONDICIONADO, VENTILAÇÃO, AQUECIMENTO E TRATAMENTO DO AR

São Paulo Expo – 13 à 15 de setembro de 2023

TECNOLOGIA DE CONTROLE BASEADA NO COMPORTAMENTO DO CONSUMO DE UM REFRIGERADOR COMERCIAL DE BEBIDAS PARA REDUÇÃO DO CONSUMO ELÉTRICO

69

RESUMO

Os sistemas de refrigeração são essenciais para a conservação de alimentos, medicamentos, bebidas e outros produtos de diversos setores. Contudo, é notável que estes sistemas consomem uma quantidade significativa de energia elétrica para manter a temperatura adequada, o que torna a otimização dos sistemas de controle fundamental para reduzir o consumo de energia. Desta forma, este trabalho tem como objetivo desenvolver uma estratégia de controle on/off baseada no comportamento de consumo do usuário, com o intuito de reduzir o consumo de energia elétrica de um refrigerador de bebidas do tipo direto. Para isso, realizou-se uma coleta de dados e uma análise de séries temporais, buscando identificar um período sem consumo de bebida em que o controle proposto pudesse ser implementado. Ao comparar os dados obtidos do sistema proposto com os do sistema convencional on/off, observou-se uma redução de até 42,5% no consumo de energia elétrica e quase 100% na ciclagem do refrigerador, durante o período em que não houve liberação de bebida. Portanto, pode-se concluir que em comparação com o sistema de on/off convencional, a metodologia proposta apresenta um melhor desempenho no consumo de energia elétrica, além de aumentar a vida útil dos componentes do refrigerador de bebidas.

Palavras-chave Refrigerador comercial de bebidas. Consumo de energia elétrica. Sistema de controle on/off.

ABSTRACT

Refrigeration systems are essential for the preservation of food, medicine, beverages, and other products in different sectors, such as industrial and residential. However, it is notable that these systems require a significant amount of energy to maintain the proper temperature, which makes the optimization of control systems essential to reduce energy consumption. In this way, this work aims to develop an on/off control strategy based on the user's consumption behavior, in order to reduce the consumption of electricity in a direct type beverage cooler. For this, data was collected and time series analysis was carried out, to identify a period without beverage consumption in which the proposed control could be implemented. When comparing the data obtained from the proposed system with those from the conventional on/off system, a reduction of up to 42.5% in electrical energy consumption and almost 100% in refrigerator cycling was observed, during the period in which there was no release beverage consumption. Therefore, it can be concluded that compared to the conventional on/off system, the proposed methodology presents better performance in energy consumption, in addition to increasing the useful life of the beverage refrigeration system components.

Keywords: Commercial beverage cooler. Energy consumption. On/off control system.

1 INTRODUÇÃO

Atualmente, uma das maiores preocupações é o aquecimento global e como reduzi-lo. Por isso, a maioria das indústrias tem tentado utilizar o avanço da tecnologia para melhorar o desempenho de seus equipamentos, reduzindo o consumo de energia que em consequência diminui o impacto no aquecimento global. De acordo com um relatório apresentado pelo Instituto Internacional de Refrigeração (IIR), aproximadamente 20% da eletricidade total utilizada em todo o mundo é consumida pelo setor de refrigeração, incluindo a área de ar-condicionado (DUPONT; DOMANSKI; ZIEGLER, 2019). Por isso, o IIR propôs as seguintes ações para combater o aquecimento global: reduzir as emissões diretas dos fluidos refrigerantes e o uso de energias primárias, aumentando a eficiência energética dos sistemas de refrigeração. Diversos estudos disponíveis na literatura demonstraram que uma das formas de aumentar a eficiência energética desses equipamentos é melhorar o sistema de controle, envolvendo o comportamento do usuário, para modificar os parâmetros do controlador e assim ter uma redução no consumo de energia (CHOU et al., 2022; KAPICI; KUTLUAY; IZADI-ZAMANABADI, 2022).

Os refrigeradores de bebidas do tipo direto e indireto são amplamente utilizados na área industrial e residencial, porém, poucas pesquisas têm sido feitas nestes equipamentos (MAĐERIĆ; PAVKOVIĆ; LENIĆ, 2019). Conquanto, algumas pesquisas foram realizadas relacionados com a eficiência energética em equipamentos semelhantes ao refrigerador de bebidas do tipo direto, como os freezers e bebedouros de água e por isso foram usadas como referência neste trabalho.

Os pesquisadores Chou et al., (2022) propuseram uma metodologia para reduzir o consumo de energia de um bebedouro com base no comportamento do usuário. Para isso, foi utilizado um método de aprendizado de máquina para estimar a demanda imposta pelos usuários e nos dados de previsão do consumo de água. Os autores relatam uma redução do consumo de energia mensal de 28% mantendo o nível de satisfação do usuário em 97%.

Os autores Kapici; Kutluay; Izadi-Zamanabadi, (2022), projetaram um controle inteligente para um refrigerador doméstico usando controladores de lógica fuzzy baseado no comportamento do usuário. Os pesquisadores aplicaram aprendizado de máquinas para realizar a previsão da abertura da porta, e posteriormente integram esta previsão ao controlador de lógica fuzzy para modificar os parâmetros do controlador principal. Foi identificada a redução do consumo de energia de até 2,5% e 4,5% para os usuários ativos e passivos, respectivamente. Além disso, os autores demonstram e concluem que as técnicas de aprendizado de máquina e os sistemas de controle são ferramentas práticas e eficientes para atingir maiores eficiências energéticas em refrigeradores domésticos.

Com base na revisão bibliográfica realizada neste trabalho, identificou-se que existem poucos estudos sobre as técnicas de controle aplicadas em refrigeradores do tipo direto. Além disso, os estudos disponíveis na literatura sobre a aplicação do sistema de controle baseado no comportamento do

usuário relatam resultados favoráveis para a aplicação em sistemas de refrigeração. Portanto, este trabalho tem como objetivo, implementar um sistema de controle baseado no comportamento do usuário em um refrigerador de bebidas do tipo direto.

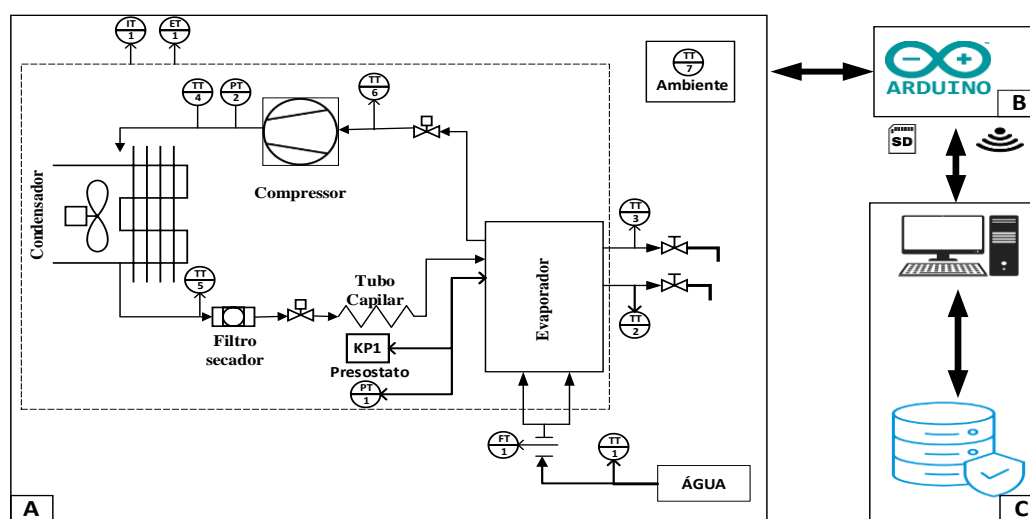
2 METODOLOGIA

A estratégia de controle proposta neste trabalho, busca reduzir o consumo de energia elétrica em períodos em que o refrigerador de bebidas não tem liberação de bebida. O sistema proposto é um controle convencional on/off, diferenciando no fato de usar dois Sets Points durante seu funcionamento, os quais mudam de acordo com o comportamento do usuário, no qual pode ser dividido em várias etapas. A primeira etapa tem como finalidade realizar a coleta de dados em campo, criando um histórico de consumo de bebida baseado no usuário. A segunda etapa consiste em criar um modelo para determinar os horários em que o refrigerador de bebidas não apresente liberação de bebidas, e finalmente determinar o Set Point que o refrigerador vai trabalhar nos períodos em que não tem liberação de bebida. Cabe ressaltar que neste trabalho será usada uma parte da metodologia proposta pelos autores (CHOU et al., 2022).

2.1 Instrumentação e sistema de aquisição de dados

O refrigerador de bebidas foi instrumentado conforme está ilustrado na Figura 1 (A). Com essa configuração, é possível coletar as informações, como o consumo de bebida e outras variáveis de funcionamento do refrigerador como temperatura e pressão de evaporação e condensação, consumo de energia elétrica, e temperatura ambiente. Neste estudo, foram utilizadas apenas as informações fornecidas pelos sensores de vazão, tensão e corrente, para monitorar o consumo de bebida e o consumo de energia elétrica do equipamento.

Figura 1 - (A) Diagrama geral do refrigerador de bebidas. (B) Sistema de aquisição de dados. (C) Base de dados



Fonte: Autor.

O refrigerador de bebidas utilizado é uma chopeira elétrica CX070 Frescor projetada originalmente para resfriar cerveja. No entanto, para redução de custos e facilitar a análise dos resultados, utilizou-se água como fluido de trabalho.

O sistema coleta todas as informações dos sensores por meio de uma placa Arduino Mega 2560, conforme mostrado na Figura 1 (B). Essa placa faz a comunicação interna com uma placa ESP 8266 e envia as informações através do protocolo de comunicação Wi-Fi para um servidor local, onde as informações são registradas no banco de dados implementado em MySQL_phpMyAdmin, como ilustrado na Figura 1 (C).

2.2 Coleta e pré-processamento de dados

Para conhecer o comportamento do usuário em relação ao consumo de bebida, é fundamental saber o horário e a quantidade de bebida que o usuário consumiu. Para isso, foram selecionadas como variáveis a data, a hora, a vazão de água, corrente e tensão elétricas. As variáveis são salvas no formato descrito pela metodologia de (CHOU et al., 2022), pois esse formato facilita a identificação de padrões repetitivos no conjunto de dados de liberação de bebida.

2.3 Previsão de consumo de água usando a análise de séries temporais

Nesta etapa, é utilizada a análise de séries temporais para prever os horários em que o refrigerador de bebidas não tem liberação de bebida. Para isso, um conjunto de dados foi utilizado para treinar o modelo de séries temporais e determinar o padrão de consumo, de acordo com o comportamento do usuário e o restante para validação do modelo de previsão e implementar o sistema de controle proposto.

Em uma análise clássica, a série temporal é composta por quatro padrões: Tendência (T_t), Variações cíclicas (C_t), Variações Sazonais ou Sazonalidade (Z_t) e as Variações Irregulares (I_t) (PICKERING et al., 2018). É importante destacar que nem sempre são encontrados todos os quatro padrões na análise da série temporal, pois dependem de como os dados foram registrados. Neste estudo, os dados foram coletados em um período inferior a um ano, desta forma, o padrão das variações cíclicas não foi apresentado, pois, este parâmetro precisa de dados de pelo menos um ano para ser identificado.

A análise clássica utiliza dois modelos para representar os fatores acima mencionados, denominados de Modelo Aditivo (MA) e Modelo Multiplicativo (MM). O Modelo Aditivo é descrito pela Equação (1), enquanto o Modelo Multiplicativo é determinado pela Equação(2).

$$X_t = T_t + Z_t + I_t \quad (1)$$

$$X_t = T_t \cdot Z_t \cdot I_t \quad (2)$$

em que, X_t representa o valor da série temporal predita, T_t é a componente de tendência, Z_t é a componente da sazonalidade e I_t refere-se às variações irregulares da série temporal.

A componente de irregularidade (I_t) mencionada no MA e no MM não pode ser modelada, pois são flutuações complexas que ocorrem na variável de interesse. Ambos dos modelos foram utilizados na fase de treinamento para determinar o padrão de consumo do usuário e avaliados com as métricas de Erro Absoluto Médio (MAE), conforme a Equação (3) e na Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE), como descrito na Equação (4). O melhor modelo é o que apresenta o valor mais próximo de zero.

$$MAE = \frac{1}{n} \cdot \sum_{t=1}^n |e_t| \quad (3)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \cdot \sum_{t=1}^n e_t^2 \quad (4)$$

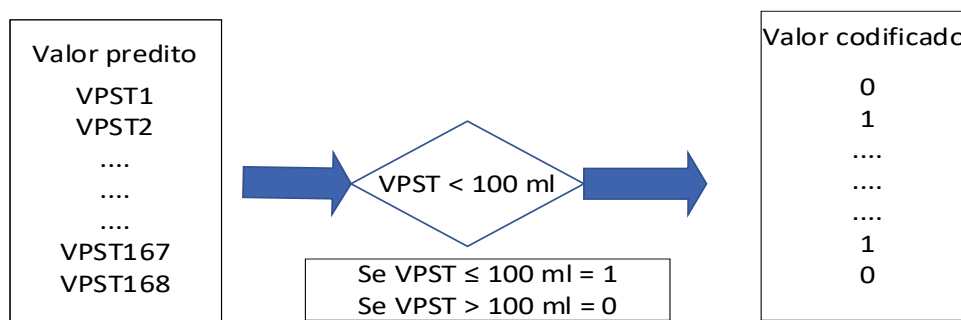
em que, e_t é a diferença entre o valor real e o valor predito pela série no período t .

Para determinar as componentes do modelo em análise (Equações (1) e (2)) foi utilizado o software estatístico SPSS (do inglês, Statistical Package for the Social Science) por ter uma opção exclusiva para realizar análise de séries temporais. Foi utilizada a decomposição sazonal para determinar a componente da sazonalidade (Z_t) e o método de médias móveis para determinar a Tendência (T_t) da série.

2.4 Validação do modelo baseado nos horários de consumo e não consumo de bebida

Uma vez determinado o tipo de modelo a ser usado (MM ou MA), foi realizada a validação do modelo. O modelo realiza a previsão em períodos semanais (168 horas). Dessa forma, é realizada uma codificação do valor predito pela série temporal (VPST) para valor “1” (não tem consumo) e “0” (tem consumo), conforme está ilustrado na Figura 2. A codificação desta forma permite aplicar métricas de métodos de classificação, como acurácia, sensibilidade e especificidade.

Figura 2 - Sistema de codificação baseado no consumo de bebida



Fonte: Autor.

O mesmo sistema de codificação é usado para os dados de validação, enquanto as métricas de acurácia Equação(5), sensibilidade Equação(6) e especificidade Equação(7) são usadas para validar o modelo e encontrar o período de repetibilidade durante a semana.

$$Acurácia = \frac{VP + VN}{Total\ de\ amostras} \quad (5)$$

$$Sensibilidade = \frac{VP}{VP + FN} \quad (6)$$

$$Especificidade = \frac{VN}{VN + FP} \quad (7)$$

em que VP refere-se ao verdadeiro positivo, VN é verdadeiro negativo, FN é falso negativo e FP refere-se ao falso positivo. As métricas das Equações(5), (6) e (7) são determinadas a partir da matriz de confusão mostrada na Figura 3.

Figura 3 - Matriz de confusão

		Valor predito		
		Falso	Verdadeiro	
Verdadeiro	Falso	VN	FP	Valor observado
	Verdadeiro	FN	VP	
		Falso	Verdadeiro	

Fonte: Autor.

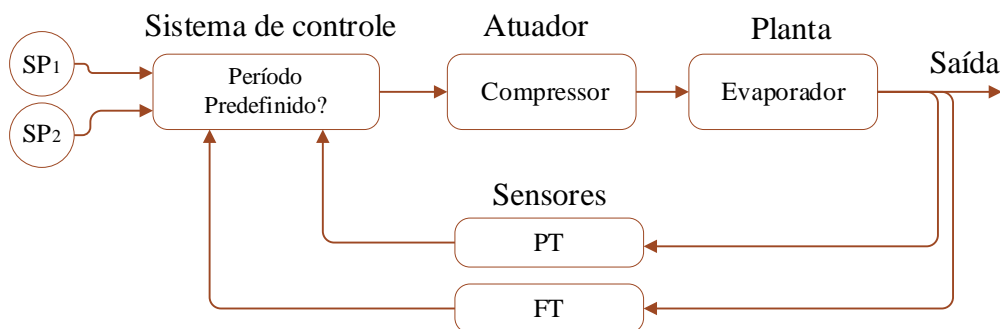
2.5 Implementação do sistema de controle proposto

Na atualidade, muitos sistemas de refrigeração utilizam compressores de velocidade fixa para realizar o ciclo de refrigeração, os quais empregam o método de controle tradicional on/off, por ser um controle simples e de fácil implementação (MAIORINO; DEL DUCA; APREA, 2022). A desvantagem desse sistema está no fato do equipamento continua trabalhando, mesmo quando não ocorre liberação de bebida.

Com o objetivo de melhorar essa metodologia, foi utilizado um controle on/off com referência variável, conforme está ilustrado na Figura 4. Esse sistema é baseado em um controle em malha fechada que altera a referência de acordo com o comportamento do usuário. O sistema trabalha com o *Set Point* dois (SP_2) durante o tempo em que o sistema não estiver sendo usado (liberação de bebida menor que 100 ml) e com o *Set Point* um (SP_1) quando o refrigerador tiver consumo de bebida. Além disso, o sistema possui outra malha de controle que altera o *Set Point* para SP_1 caso o refrigerador tenha liberação de bebida no período predefinido. O período predefinido é

determinado com base na análise de séries temporais descrita na seção anterior.

Figura 4 - Estratégia de controle on/off proposta



Fonte: Autor.

3 ANÁLISE DE RESULTADOS

Na Figura 5, é mostrado o refrigerador de bebidas utilizado neste estudo, cuja referência é um refrigerador de bebidas do tipo direto (choperia elétrica CX070 frescor), projetada originalmente para refrigerar cerveja. O Set Point de funcionamento do refrigerador foi modificado para que pudesse trabalhar com água, configurando o pressostato para que trabalhasse em uma temperatura próxima de zero (pressão de 4,57 bar), a fim de reproduzir um comportamento semelhante ao da cerveja. O refrigerador de bebidas foi instalado em uma área pública de uma universidade brasileira, e os dados foram coletados por um período de 3 meses, que foi considerado suficiente para representar o padrão de consumo.

Figura 5 - Refrigerador de bebidas do tipo direto

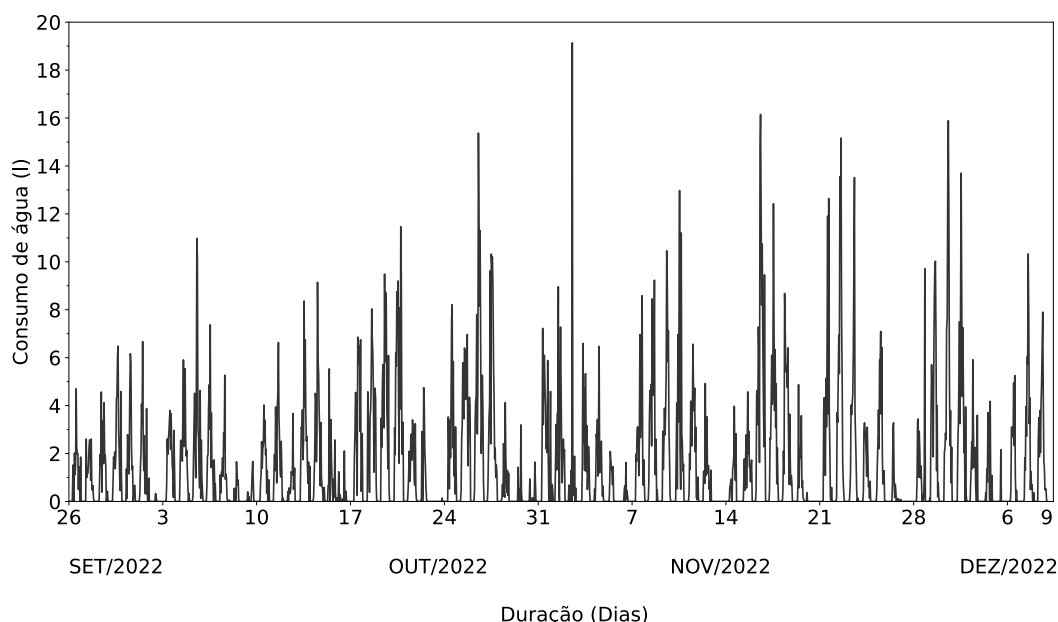


Fonte: Autor.

3.1 Processamento de dados

Na Figura 6 está ilustrado o comportamento do consumo de água durante o período de, 26/setembro/2022 até 08/dezembro/2022. Apesar do sistema apresentar uma aleatoriedade no consumo de bebida, é possível identificar uma sazonalidade que se repete semanalmente. Esse comportamento é comum em dados baseado no comportamento do usuário, de acordo com o apresentado pelo autor (CHOU et al., 2022). O conjunto de dados foi dividido da seguinte forma: o conjunto de treinamento, corresponde às primeiras cinco semanas (26/setembro/2022 até 30/outubro/2022), o conjunto de validação corresponde às sexta e sétima semanas (31/outubro/2022 até 13/novembro/2022) e os dados restantes são da implantação do novo sistema de controle.

Figura 6 - Evolução do consumo de água durante o período de 26/09/2022 a 08/12/2022



Fonte: Autor.

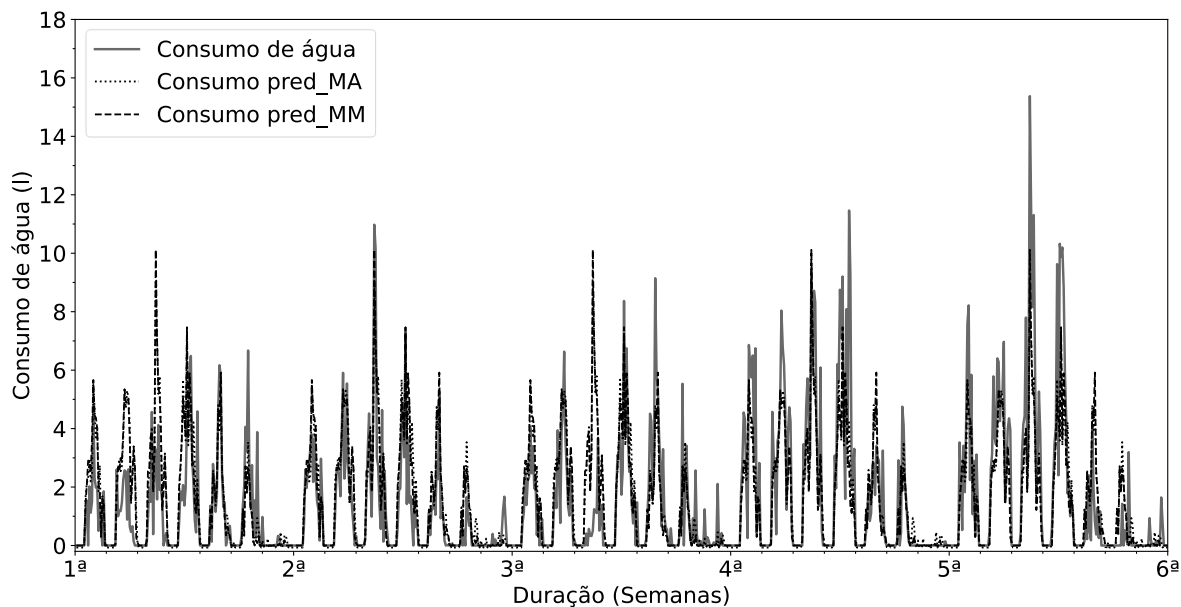
3.2 Treinamento do modelo baseado em análise de séries temporais

Neste estudo, foi utilizada a análise de séries temporais para realizar a previsão do consumo de bebida baseado no comportamento do usuário. Na Figura 7 é mostrada a fase de treinamento dos modelos aditivo e multiplicativo apresentados na subseção 2.3, a fim de identificar qual modelo representa melhor o padrão de consumo do usuário.

Foram utilizadas as métricas de MAE e RMSE (Equações (3) e (4)) para validar os modelos, cujos valores foram 0,806 l e 1,385 l e de 0,765 l e 1,419 l para os modelos MA e MM, respectivamente de cada métrica. As diferenças obtidas entre as duas métricas podem ser explicadas pelas altas flutuações e picos aleatórios presentes na variável de interesse.

Os dois modelos devem apresentar resultados semelhantes de acordo com as métricas MAE e RMSE. Contudo, como o objetivo é usar o modelo para encontrar os horários em que não há consumo de bebida (consumo igual a zero) e o modelo aditivo realiza previsões negativas, que não teria significado físico é escolhido o modelo multiplicativo para representar o comportamento do usuário.

Figura 7 - Treinamento dos modelos de previsão baseados em séries temporais



Fonte: Autor.

3.3 Validação do modelo baseado em horário de consumo e não consumo de bebida.

Aplicando a codificação da Figura 2, aos dados previstos pelo MM e aos dados de validação (31/outubro/2022 até 13/novembro/2022) e ordenando os dados codificados por hora do dia (sete valores por semana), foram aplicadas as métricas de validação das Equações (5), (6) e (7), para classificar se houve ou não a liberação de bebida em determinado horário do dia.

Os valores das métricas para a fase de validação são apresentados na Tabela 1. Pode-se inferir que o modelo de previsão possui uma acurácia, sensibilidade e especificidade acima de 85% para quase todos os períodos do dia, o que indica que o MM conseguiu identificar o padrão de consumo do usuário relacionados com os horários de consumo e não consumo de bebida.

Também foram identificados três períodos repetitivos ao longo das duas semanas de validação. O primeiro período, das 23 h até às 5 h, foi classificado como sem liberação e apresentou alta acurácia e sensibilidade, mas baixa especificidade. O segundo período, das 7 h até às 19 h, foi considerado com liberação de bebida e apresentou uma alta acurácia e especificidade, mas uma sensibilidade oscilante. O terceiro período, das 20 h até às 22 h, apresentou baixa acurácia e sensibilidade e especificidade oscilante, por tanto não é categorizado. Com base nessa análise, este estudo utilizou o

horário das 23 h até às 5 h para implementar a estratégia de controle proposta.

Tabela 1- Métricas de avaliação modelo multiplicativo

Nº	H_dia	A (%)	S (%)	E (%)	CT	Nº S	H_dia	A (%)	S (%)	E (%)	CT
6ª	0	100,00	100,00	0,00	1	6ª	11	85,71	0,00	85,71	0
7ª		100,00	100,00	0,00	1	7ª		100,00	100,00	100,00	0
6ª	1	100,00	100,00	0,00	1	6ª	12	85,71	50,00	100,00	0
7ª		100,00	100,00	0,00	1	7ª		100,00	100,00	100,00	0
6ª	2	100,00	100,00	0,00	1	6ª	13	85,71	0,00	85,71	0
7ª		100,00	100,00	0,00	1	7ª		100,00	100,00	100,00	0
6ª	3	100,00	100,00	0,00	1	6ª	14	71,43	0,00	83,33	0
7ª		100,00	100,00	0,00	1	7ª		100,00	100,00	100,00	0
6ª	4	100,00	100,00	0,00	1	6ª	15	85,71	0,00	85,71	0
7ª		100,00	100,00	0,00	1	7ª		100,00	100,00	100,00	0
6ª	5	100,00	100,00	0,00	1	6ª	16	85,71	0,00	100,00	0
7ª		100,00	100,00	0,00	1	7ª		85,71	0,00	100,00	0
6ª	6	85,71	85,71	0,00	1	6ª	17	100,00	100,00	100,00	0
7ª		57,14	80,00	0,00	---	7ª		85,71	100,00	83,33	0
6ª	7	100,00	100,00	0,00	0	6ª	18	71,43	33,33	100,00	0
7ª		100,00	100,00	0,00	0	7ª		100,00	100,00	100,00	0
6ª	8	85,71	50,00	100,00	0	6ª	19	85,71	66,67	100,00	0
7ª		100,00	100,00	100,00	0	7ª		85,71	100,00	83,33	0
6ª	9	85,71	50,00	100,00	0	6ª	20	57,14	25,00	100,00	---
7ª		100,00	100,00	100,00	0	7ª		57,14	25,00	75,00	---
6ª	10	85,71	0,00	85,71	0	6ª	21	57,14	40,00	100,00	---
7ª		100,00	100,00	100,00	0	7ª		57,14	33,33	50,00	---
6ª	11	85,71	0,00	85,71	0	6ª	22	42,86	40,00	50,00	---
7ª		100,00	100,00	100,00	0	7ª		42,86	40,00	50,00	---
6ª	12	85,71	50,00	100,00	0	6ª	23	100,00	100,00	100,00	1
7ª		100,00	100,00	100,00	0	7ª		85,71	87,71	0,00	1

Fonte: Autor.

Nota: Nº, H_dia, A, S, E e CT, referem-se ao número de semana, Hora do dia, acurácia, sensibilidade, especificidade e à categorização do período do dia, respectivamente.

3.4 Implementação do sistema de controle proposto

A estratégia de controle proposta na Figura 4 foi implementada para alterar a referência de controle no período de 23 h 0 min 0 s até 5 h 59 min 59 s, que corresponde ao período em que o sistema não tem liberação de bebida. Para essa implementação, foram propostas duas novas referências acima do *Set Point* de trabalho (4,57 bar): 5,80 bar e 6,88 bar. Cada referência foi testada por uma semana, e o consumo de energia elétrica foi registrado.

Na Tabela 2, é mostrado o consumo de energia elétrica quando o refrigerador trabalha com as novas referências durante o período sem liberação de bebida. Foi obtida uma redução de 12,66% e 42,55% para o *Set Point* de 5,80 bar e 6,88 bar, respectivamente, em relação ao *Set Point* de 4,57 bar. É importante destacar que o consumo de energia elétrica para as duas referências propostas é registrado até o momento que o refrigerador de bebidas atinge a pressão de 4,57 bar depois de acabar o período predefinido.

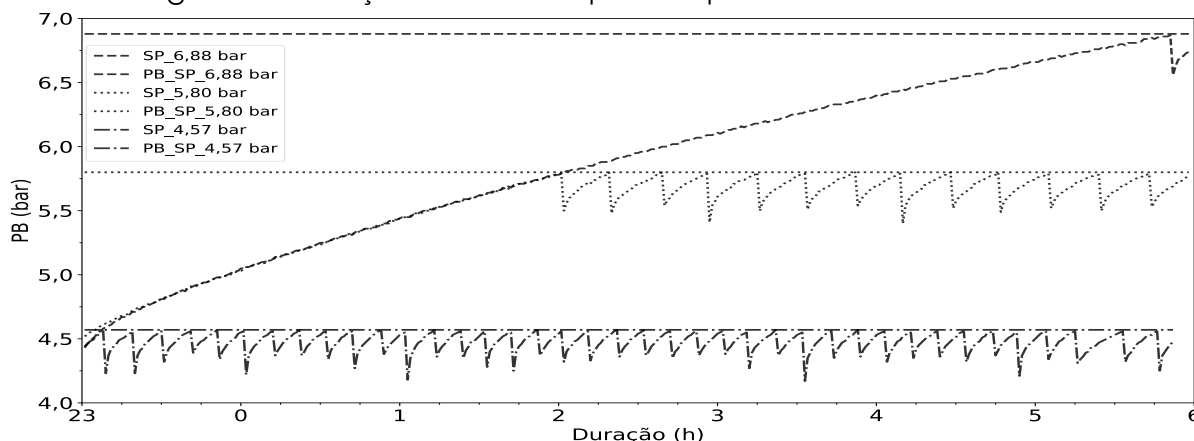
Tabela 2 - Resumo do consumo de energia elétrica com diferentes referências

Set point (bar)	Média de consumo de energia elétrica (Wh)	Desvio padrão (Wh)	± IC (Wh)	Redução (%)
4,57	63,587	3,3995	3,144	0*
5,80	55,534	1,52762	1,412	12,66
6,88	36,529	3.3081	3,059	42,55

Fonte: Autor.

Na Figura 8, é apresentada a evolução do sinal de pressão durante o período em que não houve a liberação de bebida. Foi identificado que ao trabalhar com o *Set Point* de 6,88 bar, o refrigerador de bebidas é acionado apenas uma vez, resultando em uma redução na ciclagem de quase 100% em comparação com o *Set Point* 4,57 bar, enquanto para o *Set Point* de 5,80 bar, a redução na ciclagem é de aproximadamente 60 % em relação ao *Set Point* de 4,57 bar, considerando um número de acionamentos de seis ligações por hora para o *Set Point* de referência (4,57 bar).

Figura 8 - Evolução do sinal de pressão para diferentes Set Points



Fonte: Autor.

4 CONCLUSÕES

Neste trabalho, foi realizado a implementação e o estudo de um controle baseado no comportamento do usuário, com *setpoint* variável. Conforme observado nos resultados apresentados, o controle proposto conseguiu diminuir os custos de operação. Foi identificado uma redução de 42,55 % no consumo de energia elétrica, no período das 23 h às 5 h 59 min 59 s, quando o refrigerador trabalha com o *setpoint* de 6,88 bar. Além disso, a ciclagem do equipamento foi reduzida em quase 100%, o que resultou em uma diminuição nos picos de corrente produzidos no acionamento do refrigerador, acarretando o aumento da vida útil do equipamento.

O MM conseguiu prever com precisão os horários em que o sistema não tinha liberação de bebida, apresentando exatidão, sensibilidade e especificidade acima de 85% para a maioria dos períodos do dia. Isso indica que o modelo é adequado para prever o comportamento do usuário.

Portanto, pode-se concluir que a metodologia proposta neste trabalho apresenta melhor desempenho no consumo de energia em comparação com o sistema on/off convencional, além de trazer resultados que indicam o aumento da vida útil dos sistemas de refrigeração de bebidas e sua consequente diminuição da manutenção.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem o suporte fornecido para esta pesquisa à CAPES, CNPq e FAPEMIG. Além disso, à empresa MEMO pelo fornecimento do equipamento.

REFERÊNCIAS

- CHOU, S.-Y. et al. An automatic energy saving strategy for a water dispenser based on user behavior. **Advanced Engineering Informatics**, v. 51, p. 101503, jan. 2022.
- DUPONT, J. L.; DOMANSKI, P.; ZIEGLER, F. The Role of Refrigeration in the Global Economy (2019), 38th Note on Refrigeration Technologies. **IIF-IIR**, p. 1–12, 2019.
- KAPICI, E.; KUTLUAY, E.; IZADI-ZAMANABADI, R. A NOVEL INTELLIGENT CONTROL METHOD FOR DOMESTIC REFRIGERATORS BASED ON USER BEHAVIOR. **International Journal of Refrigeration**, 19 jan. 2022.
- MAĐERIĆ, D.; PAVKOVIĆ, B.; LENIĆ, K. An experimental research on energy efficiency of a beverage cooler with the latent heat storage. **Applied Thermal Engineering**, v. 148, p. 270–277, 5 fev. 2019.
- MAIORINO, A.; DEL DUCA, M. G.; APREA, C. ART.I.CO. (ARTificial Intelligence for COoling): An innovative method for optimizing the control of refrigeration systems based on Artificial Neural Networks. **Applied Energy**, v. 306, p. 118072, 15 jan. 2022.
- PICKERING, E. M. et al. Building electricity consumption: Data analytics of building operations with classical time series decomposition and case based subsetting. **Energy and Buildings**, v. 177, p. 184–196, 15 out. 2018.