

Desenvolvimento e otimização de modelos inteligentes de previsão de eficiência de um sistema de refrigeração de pequeno porte através aprendizagem de máquinas

Paulo Rafael Costa Silva¹, Jullyene Stephanie Santos Barbosa², Stiven Gutemberg Figueira Rolim³, Alvaro Antonio Ochoa Villa⁴, Sérgio da Silva Franco⁵, Kilvio Alessandro Ferraz⁶, José Ângelo Peixoto da Costa⁷, Gustavo de Novaes Pires Leite⁸, Noelle D'Emery Gomes Silva⁹

¹ CACSEM, Instituto Federal de Pernambuco, Brasil. prcs@discente.ifpe.edu.br

² CACSEM, Instituto Federal de Pernambuco, Brasil. jssb@discente.ifpe.edu.br

³ CACSEM, Instituto Federal de Pernambuco, Brasil. sgfr@discente.ifpe.edu.br

⁴ CACSEM, Instituto Federal de Pernambuco, Brasil. ochoaalvaro@recife.ifpe.edu.br

⁵ CACSEM, Instituto Federal de Pernambuco, Brasil. sergiofranco@recife.ifpe.edu.br

⁶ CACSEM, Instituto Federal de Pernambuco, Brasil. kilvioferraz@recife.ifpe.edu.br

⁷ CACSEM, Instituto Federal de Pernambuco, Brasil. angelocosta@recife.ifpe.edu.br

⁸ CACSEM, Instituto Federal de Pernambuco, Brasil. gustavonovaes@recife.ifpe.edu.br

⁹ CACSEM, Instituto Federal de Pernambuco, Brasil. noellesilva@recife.ifpe.edu.br

Resumo

Este trabalho envolve o desenvolvimento e a otimização de modelos inteligentes para a previsão da eficiência energética de um sistema de refrigeração industrial através da utilização de técnicas de aprendizagem de máquinas. O sistema estudado é um protótipo de refrigeração de compressão mecânica de pequeno porte com capacidade nominal aproximada de 1kW que utiliza o fluido R404a como refrigerante. A metodologia implementada inclui a utilização da biblioteca Sklearn do Python para o desenvolvimento dos modelos de regressão que preveem a eficiência energética o coeficiente de performance (COP) e o índice de eficiência energética (EER), considerando variáveis mensuráveis (elétricas, térmicas e hidráulicas) de fácil acesso como inputs dos modelos. A contribuição principal deste trabalho está vinculada à introdução de modelos de previsão capazes de otimizar a operação energética de sistemas de refrigeração. Os modelos de regressão inteligente desenvolvidos mostraram-se eficazes na previsão do COP e do EER do protótipo de refrigeração, com excelentes métricas atingidas na etapa final de testes, (R^2 acima de 70 e 80%) e (MAE e RMSE abaixo de 0,5), indicando uma baixa diferença média entre os valores reais e previstos, corroborando a alta precisão dos modelos. Os resultados mostraram a possibilidade de desenvolver estratégias de controle baseadas em variáveis físicas de fácil medição, melhorando significativamente a eficiência energética do sistema de refrigeração.

Palavras-chave: Métodos inteligentes; Refrigeração; aprendizagem de máquinas; EER; COP;

Abstract

This work involves developing and optimizing intelligent models for predicting the energy efficiency of an industrial refrigeration system through machine learning techniques. The system studied is a small mechanical compression refrigeration prototype with a nominal capacity of approximately 1kW that uses R404a as a refrigerant. The implemented methodology includes the use of Python's Sklearn library for the development of regression models that predict energy efficiency, coefficient of performance (COP), and energy efficiency index (EER), considering measurable variables (electrical, thermal, and hydraulic) easily accessible as model inputs. The main contribution of this work is linked to the introduction of prediction models capable of optimizing the energy operation of refrigeration systems. The intelligent regression models developed proved to be effective in predicting the COP and EER of the refrigeration prototype, with excellent metrics achieved in the final test (R^2 above 70% and 80%) and (MAE and RMSE below 0.5), indicating a low average difference between actual and predicted values, corroborating the high accuracy of the models. The results showed the possibility of developing control strategies based on easily measured physical variables, significantly improving the energy efficiency of the refrigeration system.

Keywords: Intelligent methods; Refrigeration; machine learning; EER; COP.

1. Introdução

O consumo elevado de energia dos sistemas de refrigeração por compressão mecânica é uma problemática significativa devido à ineficiência na operação e controle, resultando em maior consumo energético e menor eficiência, além de um desgaste mecânico acentuado do sistema de compressão. Diversos estudos apontam a necessidade de aprimorar os sistemas de controle e operação, com o objetivo de maximizar a capacidade de refrigeração e reduzir o consumo elétrico, alcançando maiores coeficientes de desempenho [1]–[3].

A literatura destaca a ampla investigação na melhoria dos sistemas de controle e operação em refrigeração [4], [5], visando aumentar a capacidade frigorífica, reduzir o consumo energético e, portanto, atingir melhores coeficientes de desempenho (COP) [1]. Técnicas de inteligência artificial e aprendizado de máquina [6], [7] têm mostrado resultados promissores em vários setores, ao identificar e prever padrões comportamentais de processos com base em dados históricos. Isso aprimora o controle do sistema, adaptando-o com maior precisão a situações reais e aumentando sua eficiência.

Neste contexto, de Sousa et al. [8] apresentaram modelos de regressão inteligentes para simular o comportamento energético de um chiller de absorção, utilizando parâmetros de temperatura e vazão, demonstrando uma alternativa promissora para a análise desses equipamentos. Focando na eficiência energética de sistemas de refrigeração, Franco et al. [1] aplicaram métodos de identificação de parâmetros para verificar os coeficientes da função de transferência de um controlador PID, visando aumentar a capacidade frigorífica e a eficiência geral do sistema, através do controle do superaquecimento e da abertura da válvula de expansão eletrônica. Os modelos desenvolvidos melhoraram o EER do sistema de refrigeração entre 21% e 32%.

Por outro lado, Silva et al. [9] investigaram a melhoria da eficiência energética por meio de modelos inteligentes utilizando aprendizado de máquina para verificar o comportamento operacional de um sistema de refrigeração, constatando que os modelos desenvolvidos estimaram com precisão o comportamento dinâmico do sistema, considerando carga total e parcial. Outras aplicações dessas técnicas inteligentes também têm sido utilizadas para melhorar a eficiência energética em edificações. Ahmad et al. [10] apresentaram um estudo comparativo da previsão de consumo elétrico de aquecimento, ventilação e ar condicionado (AVAC) de um hotel, utilizando árvore de decisão e rede neural, fornecendo uma metodologia adequada e ampliando o uso de energia sustentável através da análise de históricos climáticos regionais.

Este trabalho apresenta o desenvolvimento de modelos inteligentes para prever o comportamento energético de sistemas de refrigeração utilizando

técnicas de aprendizado de máquina, como K-nearest neighbors, Random Forest e Extra Trees, considerando entradas facilmente mensuráveis, tais como temperaturas, vazões e corrente. A contribuição deste estudo está direcionada à busca de estratégias de controle e operação mais eficientes para sistemas de refrigeração

2. Metodologia Experimental

Esta seção mostra o aparato experimental utilizado, ensaios experimentais avaliados, e variáveis relevantes de operação, através da utilização de protótipo de refrigeração comercial.

2.1. Aparato Experimental

O protótipo de refrigeração de pequeno porte que utiliza R-404A como fluido refrigerante e capacidade nominal de aproximadamente 1,00 kW, Figura 1. Este sistema apresenta um circuito secundário que utiliza a solução de etilenoglicol a 50% como fluido secundário, o qual é utilizado como sistema de simulação da carga térmica do sistema de refrigeração.



Figura 1. Protótipo de refrigeração. Fonte: elaboração própria.

Os componentes principais do protótipo são: Monitor HP 20, tanque de água gelada, trocador de Calor Tube-in-Tube, condensador, sistema Arduino Uno, painel de Controle Full Gauge, dispositivo de Expansão Eletrônica, Compressor hermético, eletrobomba de 34W, resistências elétricas.

2.2. Ensaios executados

Os experimentos realizados consideraram a variação do superaquecimento (5°C e 8°C), além da abertura da válvula eletrônica em 60%, 80% e 100%. A duração dos ensaios era de 3 horas no total, sendo uma hora para a estabilização do protótipo e duas horas para a coleta geral das grandezas físicas, tais como

temperaturas de sucção, da linha líquida, de descarga, pressões de baixa e de alta, vazão do fluido secundário, potência, corrente consumo elétrico, entre outras. A frequência da coleta era de 10 segundos. O setpoint da máquina foi configurado para -3°C de temperatura com histerese de 5°C.

2.3. Dados coletados – Variáveis relevantes

Dentre as grandezas coletadas foram selecionadas as variáveis com maior representatividade segundo o cálculo do COP e EER. Foram selecionadas algumas variáveis de temperatura (sucção, linha de líquido, descarga, solução de glicol), vazão volumétrica da solução glicol, pressões de sucção e descarga, energia ativa (consumo), corrente elétrica, potência ativa. Para o cálculo do COP e o EER foram utilizadas as seguintes equações.

$$Q_{ev} = \dot{m}_1 \cdot \Delta H \quad (1)$$

$$COP_{elet} = \frac{Q_{ev}}{P_{\text{útil}}} \quad (2)$$

$$EER = \frac{Q_{ev} \cdot \text{tempo} \cdot FT}{E_{\text{útil}}} \quad (3)$$

Onde:

FT: Fator de conversão (3,413)

\dot{m}_1 : Vazão Mássica refrigerante

COP_{elet}: Coeficiente de Performance

Q_{ev} : Taxa de calor do evaporador

$E_{\text{útil}}$: Energia útil

ΔH : Variação das entalpias

3. Métodos de regressão inteligente

No desenvolvimento dos modelos inteligente de previsão do COP e EER do protótipo de refrigeração foram utilizados três métodos de regressão k nearest neighbors (KNN), Random Forest (RF), e Extra Trees (ET) implementadas utilizando a bibliotecas Python Scikit-Learn (Pedregosa et al., 2011).

3.1. KNN (Regressão)

O método de regressão K-Nearest Neighbours (KNN) utiliza os K pontos de dados mais próximos (mais semelhantes em recursos de entrada) no conjunto de dados de treinamento para estimar o valor de uma nova observação. Este tipo de método geralmente é utilizado em aplicações, tais como: previsão de preços, previsão de padrões climáticos, previsão de potência eólica, entre outros [11]. Este método utiliza a determinação da distância entre uma nova observação e todas as observações presentes nos dados de treinamento, sendo a distância euclidiana a métrica de distância mais utilizada.

3.2. Random Forest (Regressão)

O método de floresta aleatória representa um algoritmo de aprendizado de máquina vinculado ao

paradigma da árvore de decisão [12], e é muito utilizado para análises de regressão, e avaliação do impacto de diversas variáveis. Basicamente, este método emprega o algoritmo CART (Árvores de Classificação e Regressão), uma abordagem de aprendizado de máquina supervisionado, aproveitando o conceito de ensacamento, onde apenas um subconjunto de variáveis é selecionado aleatoriamente como variáveis candidatas.

3.3. Extra Trees (Regressão)

Este método (ET) apresenta uma melhoria significativa na aprendizagem em conjunto, desenvolvida a partir do método Random Forest (RF) [13], o qual, utiliza um conjunto de árvores de regressão não podadas, geradas individualmente através de uma metodologia tradicional top-down. A diferença fundamental para o RF, é que emprega um método de divisão determinístico durante o desenvolvimento de árvores individuais. Desta forma, o método seleciona aleatoriamente um ponto de divisão para cada recurso e subsequentemente seleciona a melhor divisão entre essas opções.

3.4. Métricas de Avaliação

O desempenho dos modelos foi avaliado utilizando com as seguintes métricas: coeficiente de determinação (R²), erro quadrático médio (MSE), raiz do erro quadrático médio (RMSE), erro médio absoluto (MAE).

Coeficiente de determinação (R²), utilizado para verificar os ajustes de modelos preditos, variando entre -inf a 1, e quanto maior o valor do coeficiente, mais significativo é o modelo em função dos valores previstos. Por outro lado, valores perto de zero, significam que o modelo poderia prever apenas o valor médio do conjunto de teste. Finalmente, valores negativos indicam que o modelo não se ajustou adequadamente aos dados de entrada;

erro quadrático médio (MSE), é utilizado para verificar a precisão de modelos preditivos, quantificando a diferença média quadrática entre os resultados reais e os resultados preditos pelos modelos.

Raiz do erro quadrático médio (RMSE), que calcula a diferença média entre os valores previstos e reais, semelhante à métrica MAE. No entanto, em vez de usar o valor absoluto da diferença entre y e \hat{y} , está métrica eleva ao quadrado a diferença e depois extrai a raiz quadrada. Seu resultado pode ser interpretado da mesma forma que o MAE, mas seu valor é menos sensível à variância, em comparação ao MAE.

Erro Médio Absoluto (MAE), que mede a diferença média entre os valores reais e previstos. Varia de 0 a +inf, e valores próximos de 0 são ideais porque indicam um erro menor.

3.5. Implementação Computacional

A figura 2 mostra o fluxograma de metodologia computacional utilizada para desenvolver os modelos inteligentes de previsão do COP e EER do protótipo de refrigeração. A metodologia é dividida em três partes: pré-processamento, processamento e pós-processamento.

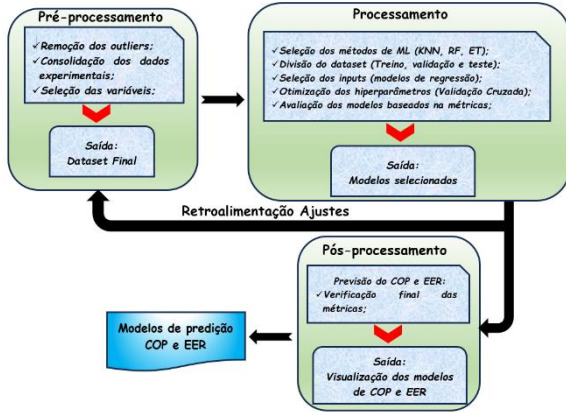


Figura 2. Fluxograma da metodologia computacional.
Fonte: elaboração própria.

O pré-processamento está vinculado à filtragem dos dados, removendo os outliers, consolidando os dados coletados experimentalmente, para as diversas condições de operação (superaquecimento, abertura da válvula), e seleção das variáveis de interesse para a previsão do COP e EER.

O processamento está direcionado à seleção dos métodos de regressão via aprendizagem de máquinas, neste caso, (KNN, RF e ET). Além disso, é feita a divisão do dataset em três porções, a primeira de 50% para o treino dos modelos, uma segunda porção de 25% para a validação e otimização dos hiperparâmetros dos modelos selecionados, e finalmente, a última porção de 25% para o teste final dos modelos. Esta otimização é realizada utilizando uma validação cruzada com 5 folders, e avaliando os resultados com as métricas selecionadas (r^2 , MSE, RMSE e MAE).

O pós-processamento está direcionado ao teste final após, a otimização dos modelos, e a verificação das métricas de desempenho. Finalmente, são mostrados os modelos de previsão do COP e EER através dos gráficos dessas grandezas ao longo das medições.

4. Análise e Discussão dos Resultados

Nesta seção serão apresentados os resultados na metodologia implementada utilizando os dados experimentais coletados, segundo os seguintes itens:

- Modelos Selecionados – Input;
- Resultados dos modelos inteligentes – Fase Treino;

- Resultados dos modelos inteligentes – Fase Validação;
- Resultados dos modelos inteligentes – Fase teste;
- Performance final dos modelos COP e EER;

4.1. Modelos Selecionados – Input

Na previsão do comportamento do COP e EER, foram selecionados 4 conjuntos de grandezas físicas (inputs) de medição direta com o objetivo de descrever o funcionamento do protótipo de refrigeração. As equações 4, 5, 6 e 7 mostram os modelos:

$$\{COP, EER\} = f(T_{suc}, T_{sol}, T_{desc}) \quad (4)$$

$$\{COP, EER\} = f(T_{suc}, T_{linha_liq}, T_{saq}) \quad (5)$$

$$\{COP, EER\} = f(V_{sol}, Aber_{val}, P_{desc}) \quad (6)$$

$$\{COP, EER\} = f(Cor, P_{des}, T_{suc}, V_{sol}) \quad (7)$$

O modelo 1 (M1) apresenta um conjunto de variáveis de temperatura do circuito de refrigeração, temperatura de sucção (T_{suc}) e descarga (T_{des}) e a temperatura da solução de etilenoglicol (T_{sol}) do circuito secundário;

O modelo 2 (M2) apresenta um conjunto de variáveis de temperatura exclusivas do circuito de refrigeração, temperatura de sucção (T_{suc}) e descarga (T_{des}) e o superaquecimento (T_{saq});

O modelo 3 (M3) apresenta um conjunto de variáveis relativas à escoamento da solução, vazão volumétrica da solução (V_{sol}), abertura do dispositivo de expansão eletrônica ($Aber_{val}$) e a pressão de descarga (P_{desc});

O modelo 4 (M4) apresenta um conjunto de variáveis do tipo elétrica, corrente (Cor), vazão volumétrica da solução (V_{sol}), e a pressão de descarga (P_{desc});

4.2. Resultados dos modelos inteligentes – Fase Treino

O treino dos modelos foi executado considerando 50% dos dados do Dataset, como descrito na seção 3.5. As figuras 3 e 4 mostram os valores das métricas na etapa de treino dos modelos 1, 2, 3 e 4 para a estimativa do COP e EER.

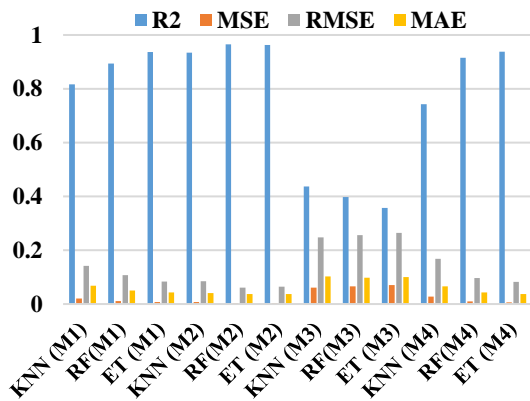


Figura 3. Métricas dos modelos desenvolvidos na estimativa do COP na etapa de treino. Fonte: elaboração própria.

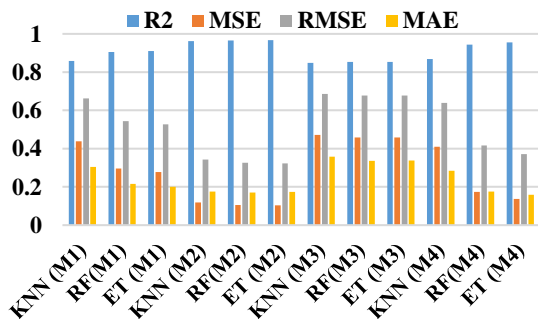


Figura 4. Métricas dos modelos desenvolvidos na estimativa do EER na etapa de treino. Fonte: elaboração própria.

As métricas mostram que os modelos tiveram um ajuste bom tanto na estimativa do comportamento do COP como do EER. Os melhores valores foram fornecidos pelos métodos de RF e ET, para os modelos 1 e 2, sendo o método de KNN que obteve as métricas com valores menores aos outros.

4.3. Resultados dos modelos inteligentes – Fase Validação

A validação dos modelos foi executada a partir da otimização dos hiperparâmetros dos três métodos utilizados (KNN, RF e ET), e considerando 25% do Dataset. Os hiperparâmetros utilizados na otimização foram os seguintes: knn = {'n_neighbors': [3, 5, 7, 9, 11], 'weights': ['uniform', 'distance'], 'p': [1, 2] # 1 para distância Manhattan, 2 para distância Euclidiana}, para o RF = {'n_estimators': [100, 200, 300], 'min_samples_leaf': [1, 2], 'max_features': ['auto', 'sqrt', 'log2'], e finalmente para o método de ET = {'n_estimators': [100, 200, 300], 'max_depth': [None, 10, 20, 30], 'min_samples_split': [2, 5, 10], 'min_samples_leaf': [1, 2, 4], 'max_features': ['auto', 'sqrt', 'log2']}

As figuras 5 e 6 mostram os valores das métricas na etapa de validação dos modelos 1, 2, 3 e 4 para a estimativa do COP e EER.

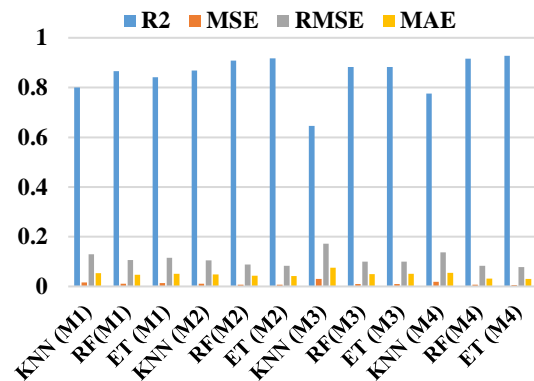


Figura 5. Métricas dos modelos desenvolvidos na estimativa do COP na etapa de validação. Fonte: elaboração própria.

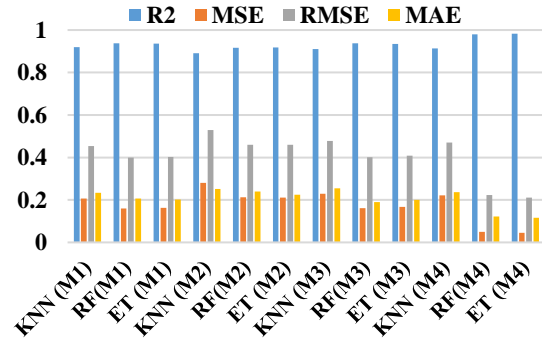


Figura 6. Métricas dos modelos desenvolvidos na estimativa do EER na etapa de validação. Fonte: elaboração própria.

Nesta etapa da validação, as métricas melhoraram os valores em função da otimização desses hiperparâmetros e na estimativa do comportamento do COP como do EER. Todos os modelos e métodos apresentaram um comportamento melhorado em referência à etapa do treino, com valores superiores ao 80% de r^2 , exceto para o método KNN considerando os modelos M3 e M4.

Tabela 1. Hiperparâmetros otimizados.

Modelo	Método	Hiperparâmetros
M1	KNN	{'n_neighbors': 3, 'p': 1, 'weights': 'uniform'}
	RF	{'n_estimators': 100, 'min_samples_leaf': 1, 'max_features': 'auto'}
	ET	{'max_depth': None, 'max_features': 'auto', 'min_samples_leaf': 1, 'min_samples_split': 2, 'n_estimators': 100}
M2	KNN	{'n_neighbors': 3, 'p': 1, 'weights': 'uniform'}

	RF	{'n_estimators': 100, 'min_samples_leaf': 1, 'max_features': 'auto'}
	ET	{'max_depth': None, 'max_features': 'auto', 'min_samples_leaf': 1, 'min_samples_split': 2, 'n_estimators': 100}
M3	KNN	{'n_neighbors': 3, 'p': 1, 'weights': 'uniform'}
	RF	{'n_estimators': 100, 'min_samples_leaf': 1, 'max_features': 'auto'}
	ET	{'max_depth': None, 'max_features': 'auto', 'min_samples_leaf': 1, 'min_samples_split': 2, 'n_estimators': 100}
M4	KNN	{'n_neighbors': 3, 'p': 1, 'weights': 'uniform'}
	RF	{'n_estimators': 100, 'min_samples_leaf': 1, 'max_features': 'auto'}
	ET	{'max_depth': None, 'max_features': 'auto', 'min_samples_leaf': 1, 'min_samples_split': 2, 'n_estimators': 100}

Fonte: Elaborador pelos autores.

4.4. Resultados dos modelos inteligentes – Fase Teste

Na fase final da implementação da metodologia, onde foi utilizado a ultima parte do Dataset (25%), para realizar o teste final dos modelos desenvolvidos inteligentes.

As figuras 7 e 8 mostram os valores das métricas na etapa de teste dos modelos 1, 2, 3 e 4 para a estimativa do COP e EER.

Em referência à métrica do r^2 , os valores fornecidos estiveram acima dos 70%, para todos os modelos e métodos utilizados para a estimativa do COP e acima de 80% na estimativa do EER. Por outro lado, a métrica do MAE, também forneceu valores menores a 0,5 na estimativa do COP e EER, que leva ao entendimento de modelos mais precisos em função da métrica estar mais perto do valor zero, inclusive o RMSE também ficou abaixo do valor de 0,4, para quase todos os modelos. Portanto, esses valores das métricas permitem validar a boa performance dos modelos na determinação do COP e o EER considerando os diversos conjuntos de input (Modelos 1 a 4), e desta forma, concluir que a metodologia implementada fornece resultados coerentes e com uma boa precisão da estimativa da eficiência energética do protótipo de refrigeração (COP e EER).

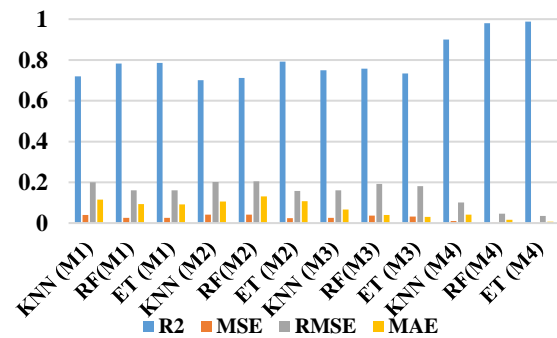


Figura 7. Métricas dos modelos desenvolvidos na estimativa do COP na etapa de teste. Fonte: elaboração própria.

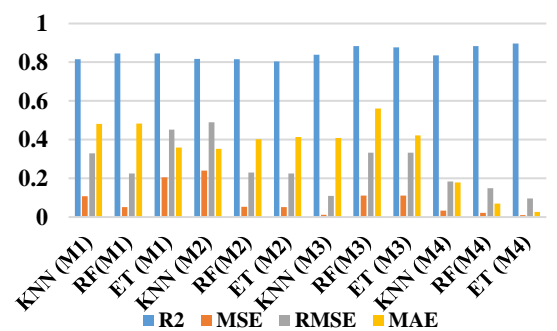


Figura 8. Métricas dos modelos desenvolvidos na estimativa do EER na etapa de teste. Fonte: elaboração própria.

4.5. Performance final dos modelos COP e EER

Utilizando o 25% do dataset final (Fase teste), foram verificados os comportamentos transientes da eficiência do protótipo de refrigeração via COP e EER. A figura 9 mostra o comportamento do COP através do modelo 1.

Podem ser percebidos a boa concordância dos resultados obtidos pelo modelo 1 com os três métodos aplicados, ao longo do tempo de operação. Como foi especificado na figura 7, os métodos que apresentaram um melhor ajuste com os valores reais, foram o método de RF e ET. Este tipo de comportamento também foi alcançado para os modelos 2, 3 e 4, que por motivo de limitação no artigo, não foram exibidos.

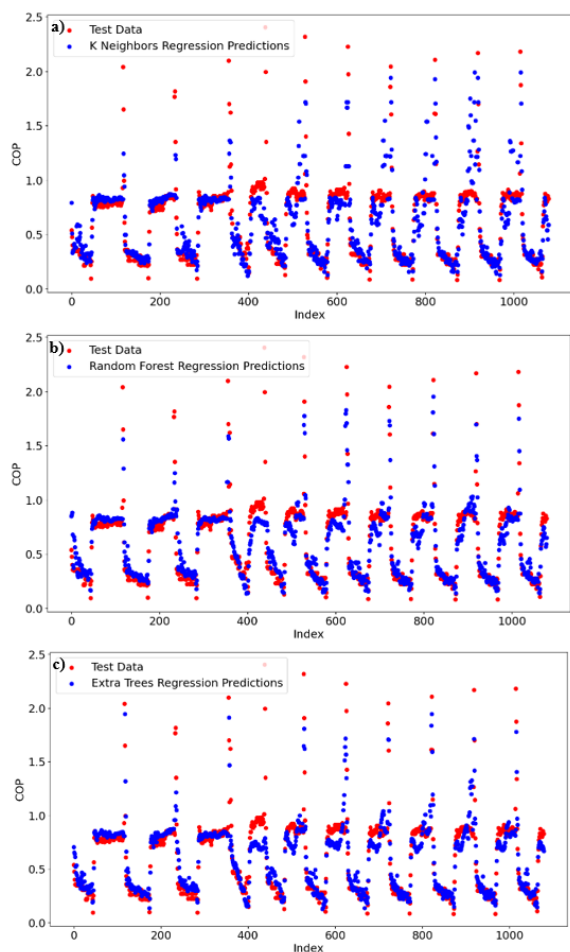


Figura 9. Perfil do COP através do modelo 1 e valores calculados com os dados reais. a) KNN. b) RF. c) ET.

Fonte: elaboração própria

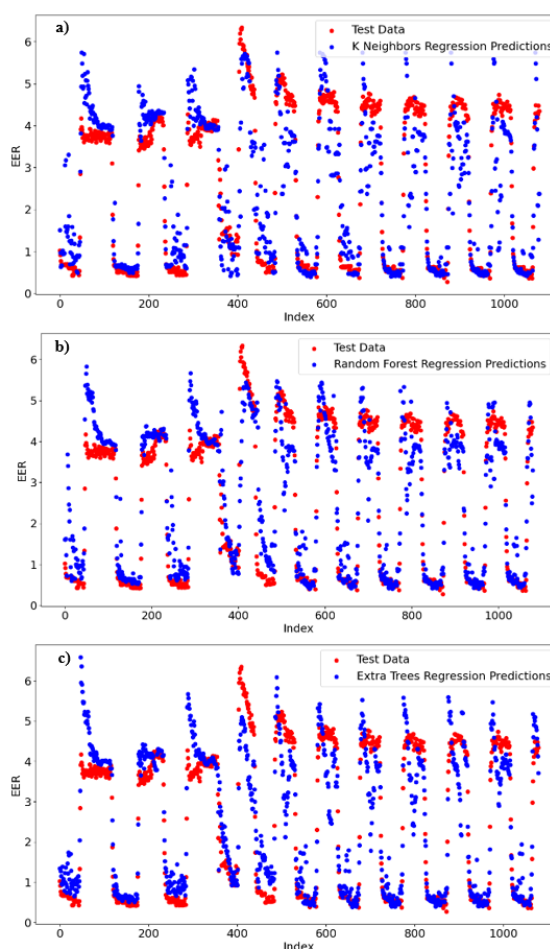


Figura 10. Perfil do EER através do modelo 1 e valores calculados com os dados reais. a) KNN. b) RF. c) ET.

Fonte: elaboração própria

A figura 10 mostra o comportamento do EER através do modelo 1. Para este parâmetro EER (BTU/W.h), o comportamento energético previsto foi similar ao apresentado pelo modelo 1 na determinação do COP, com maior coerência de ajustes nos métodos de RF e ET. Desta forma, pode-se estabelecer que esses modelos de regressão inteligente representam uma alternativa na simulação e controle operacional otimizada de sistemas de refrigeração.

É importante destacar, que os maiores desvios ocorrem em períodos de tempo relativamente curtos, onde há pequenos picos na operação do sistema de refrigeração, porém, isto não inviabiliza o procedimento aplicado no desenvolvimento dos modelos de previsão do COP e EER do sistema de refrigeração.

Os resultados obtidos neste estudo mostraram um avanço significativo no desenvolvimento de modelos inteligentes para a previsão da eficiência energética de sistemas de refrigeração industrial. A análise dos dados indicou que os modelos de regressão desenvolvidos conseguem prever com acurácia os índices de eficiência (COP e EER) utilizando variáveis de entrada facilmente acessíveis, como temperatura, corrente elétrica, vazão volumétrica e pressão. Portanto, este tipo de metodologia é fundamental na implementação de estratégias de controle mais eficientes que permitam reduzir custos operacionais e, desta forma, aumentar a eficiência e vida útil dos equipamentos.

5. Conclusão

Este trabalho apresentou o desenvolvimento de modelos de regressão inteligente para a previsão do desempenho energético de um protótipo de refrigeração de pequeno porte, utilizando exclusivamente grandezas físicas medidas no sistema. Entre as conclusões mais relevantes, destacam-se:

- ✓ Os modelos de regressão inteligente desenvolvidos mostraram-se eficazes na previsão do COP

(Coefficient of Performance) e do EER (Energy Efficiency Ratio) do protótipo de refrigeração, com excelentes métricas atingidas (R^2 acima de 70 e 80%) e (MAE e RMSE abaixo de 0,5). Isso sugere uma baixa diferença média entre os valores reais e previstos, corroborando a alta precisão dos modelos;

- ✓ Os métodos RF (Random Forest) e ET (Extra Trees) apresentaram melhor ajuste e coerência com os valores reais ao longo do tempo de operação, tanto para COP quanto para EER, quando comparados com o método KNN (K-Nearest Neighbors);
- ✓ A metodologia implementada, através da divisão do dataset em treino, validação e teste, assim como o uso da validação cruzada e otimização dos hiperparâmetros, contribuiu para o desenvolvimento de modelos precisos e robustos na previsão da eficiência energética do protótipo de refrigeração;
- ✓ Esta metodologia pode ser estendida e adaptada a outros sistemas de refrigeração e equipamentos energéticos, ampliando seu alcance e impacto na otimização energética.

6. Agradecimentos

O primeiro e segundo autor agradecem ao CNPq pelas bolsas PIBIC. O quarto e quinto autor agradecem ao CNPq pelas Bolsas de Produtividade 3303417/2022-6 e 303200/2023-5. Todos os autores agradecem à empresa *Fullgauge* e ao IFPE pelo apoio no desenvolvimento deste projeto. Os autores agradecem também ao CNPq pelo apoio financeiro ao projeto de pesquisa - Universal 402323/2016-5.

7. Referências

- [1] S. da S. Franco, J. R. G. Henríquez, A. A. V. Ochoa, J. Á. P. da Costa, and K. A. Ferraz, "Thermal analysis and development of PID control for electronic expansion device of vapor compression refrigeration systems," *Appl. Therm. Eng.*, vol. 206, no. January, p. 118130, 2022, doi: 10.1016/j.applthermaleng.2022.118130.
- [2] J. J. Carreño-Zagarra, R. Villamizar, J. C. Moreno, and J. L. Guzmán, "Active Disturbance Rejection and PID Control of a One-stage Refrigeration Cycle," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 51, no. 4, pp. 444–449, 2018, doi: 10.1016/j.ifacol.2018.06.135.
- [3] W. L. Luyben, "Control of compression refrigeration processes with superheat or saturated boiling," *Chem. Eng. Process. - Process Intensif.*, vol. 138, no. March, pp. 97–110, 2019, doi: 10.1016/j.cep.2019.03.005.
- [4] X. Dong, Y. Ma, Y. Wang, Q. Chen, Z. Liu, and X. Jia, "An improved power flow calculation method based on linear regression for multi-area networks with information barriers," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 142, no. PB, p. 108385, 2022, doi: 10.1016/j.ijepes.2022.108385.
- [5] S. S. . Franco *et al.*, "Análise experimental do desempenho de um protótipo de refrigeração por compressão mecânica para conservação de alimentos através do uso de dispositivos de expansão Termostática e eletrônica," in *CONBRAVA ANAIS 2019*, 2019, vol. 4, no. 1, pp. 1–23.
- [6] D. S. Adelekan, O. S. Ohunakin, and B. S. Paul, "Artificial intelligence models for refrigeration, air conditioning and heat pump systems," *Energy Reports*, vol. 8, pp. 8451–8466, 2022, doi: 10.1016/j.egy.2022.06.062.
- [7] F. Panahizadeh, M. Hamzehei, M. Farzaneh-Gord, and A. A. O. Villa, "Evaluation of machine learning-based applications in forecasting the performance of single effect absorption chiller network," *Therm. Sci. Eng. Prog.*, vol. 26, no. September, p. 101087, 2021, doi: 10.1016/j.tsep.2021.101087.
- [8] S. C. S. Alcântara *et al.*, "Development of a method for predicting the transient behavior of an absorption chiller using artificial intelligence methods," *Appl. Therm. Eng.*, vol. 231, no. April, 2023, doi: 10.1016/j.applthermaleng.2023.120978.
- [9] P. R. C. . Silva *et al.*, "Intelligent regression modeling for performance prediction of a vapor compression refrigeration prototype using machine learning techniques," in *Papers Book. COBEM 2023*, 2023, pp. 1–10.
- [10] M. W. Ahmad, M. Mourshed, and Y. Rezgui, "Trees vs Neurons: Comparison between random forest and ANN for high-resolution prediction of building energy consumption," *Energy Build.*, vol. 147, pp. 77–89, 2017, doi: 10.1016/j.enbuild.2017.04.038.
- [11] S. A. Naghibi and M. Moradi Dashtpajardi, "Evaluation of four supervised learning methods for groundwater spring potential mapping in Khalkhal region (Iran) using GIS-based features," *Hydrogeol. J.*, vol. 25, no. 1, pp. 169–189, 2017, doi: 10.1007/s10040-016-1466-z.
- [12] LEO BREIMAN, "Random Forests," *Mach. Learn.*, vol. 45, no. 1, pp. 5–32, 2001, doi: 10.1023/A:1010933404324.
- [13] P. Geurts, D. Ernst, and L. Wehenkel, "Extremely randomized trees," *Mach. Learn.*, vol. 63, no. 1, pp. 3–42, 2006, doi: 10.1007/s10994-006-6226-1.