

GRUPO DE ESTUDO DE GERAÇÃO TÉRMICA - GGT

DESENVOLVIMENTO DE SENSORES VIRTUAIS PARA PREVISÃO DE CONSUMO DE COMBUSTÍVEL NOS MOTORES A COMBUSTÃO DE USINAS TERMELÉTRICAS

**CAMILLA BARROS BATISTA(1);GABRIELA TEIXEIRA JUSTINO(1);GABRIELA CARVALHO FREITAS(1);KLEYTON PONTES COTTA(1);ROBSON FELIPE VIANA DA SILVA(1);BRUNO DEON(1);FLÁVIO LEITE LOUÇÃO JUNIOR(1);ATHOS DOS SANTOS BARBOSA(1);ANGELO MARCELINO CORDEIRO(1);ALEX MORETTI DE MORAIS(10);ISAAC EMMANUEL AZEVEDO DE MEDEIROS(10);RODRIGO JOSÉ SILVA DE ALMEIDA(10);CARLOS ANTONIO ALVES DE ARAÚJO JUNIOR(10)
RADIX ENGENHARIA E DESENVOLVIMENTO DE SOFTWARE S/A(1);EPASA(10)**

RESUMO

A utilização de sensores físicos nas unidades geradoras é a melhor resposta para medição correta de combustível nas usinas termelétricas, contudo o sensoriamento completo nem sempre é economicamente viável. Para resolver o desafio da falta de sensores físicos específicos foram construídos modelos de medidores virtuais, nos quais foi necessário utilizar técnicas de modelagem de dados e *machine learning* para criar modelos matemáticos de correlação entre múltiplas variáveis. Esses modelos permitem inferir o valor de medidas indisponíveis a partir de outras variáveis, com dados oriundos de sensores físicos existentes, propiciando melhores compreensão e controle durante o processo de geração de energia.

PALAVRAS-CHAVE

Medidores, Sensores, Virtuais, Inteligência Artificial, Geração, Termelétrica, Consumo, Combustível.

1.0 INTRODUÇÃO

Ao passo que novas ferramentas de Inteligência Artificial sobre dados e modelagem fenomenológica de sistemas termelétricos avançam, surge a possibilidade de aproveitar essas novas técnicas para criar ferramentas de apoio à operação. Essa possibilidade torna-se ainda mais interessante à medida que a unidade possui um alto nível de sensoriamento e permite obter grandes volumes de dados para construção de modelos e análises em tempo real.

A automação industrial está passando por mudanças radicais. Junto com o aumento da produtividade pela substituição dos humanos por máquinas, as modernas tecnologias de informação lidam com as informações em tempo real sobre os processos de manufatura e administração, o que fornece meios adicionais de aumentar a eficiência por meio da otimização do controle.

Contudo, nem sempre o sensoriamento completo das unidades é viável, devido aos altos custos necessários para uma instrumentação precisa e confiável em grande granulometria. Surge assim a possibilidade de utilizar a Inteligência Artificial para inferir medições e variáveis calculadas em pontos onde não há disponibilidade de sensores físicos. Essa dificuldade permite utilizar técnicas de modelagem de dados para gerar medições por inferência sobre correlação de dados de outras variáveis com sensoriamento disponível.

Para resolver o desafio da falta de sensores específicos, podem ser construídos modelos de medidores virtuais, os quais permitem utilizar dados de sensores físicos para criar modelos de *machine learning* e, assim, inferir resultados de medidas indisponíveis a partir de outras variáveis medidas. Com isso, as medições não disponíveis por sensores, poderão ser obtidas através da correlação de dados de sensores existentes.

Para o caso de usinas termelétricas onde a medição de consumo de combustível utilizado nos motores a combustão é de extrema importância para definir a eficiência das unidades geradoras, há a possibilidade de utilizar técnicas de Inteligência Artificial para inferir medições de consumo de combustível não existentes fisicamente.

O presente trabalho visa desenvolver medidores virtuais para inferir medições do consumo de combustível para as unidades geradoras que não apresentam o sensor a partir da modelagem dos dados de consumo de combustível e outras variáveis das máquinas que apresentam sensor físico. Dessa forma, foi possível desenvolver um projeto de

sensores virtuais de combustível em uma usina termelétrica favorecendo a economia com custos de instrumentação na planta e contribuir diretamente para a redução das perdas de energia ao prever o consumo de combustível com base em sensores virtuais.

2.0 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 – Usina Termelétrica

Neste artigo estudamos o processo de geração de energia de uma usina termelétrica, o qual envolve a operação de duas usinas idênticas. Juntas possuem capacidade instalada é de 342 megawatts, o que representa energia suficiente para atender uma população de cerca de 980 mil habitantes. A estrutura da usina é composta por motores Diesel como equipamentos principais e subsistemas atrelados a estes, garantindo sua manutenção e funcionamento, e contém geradores para conversão da energia cinética gerada pelos motores em energia elétrica.

Cada usina conta com 19 Motores MAN/STX do tipo 18V32/40 com capacidade de gerar 8,76 MW e 1 Motor MAN/STX do tipo 9L32/40 com capacidade de gerar 4,38 MW. Os motores com a designação V32/40 são motores sobrealimentados, não reversíveis, de 4 tempos, em V, com 18 cilindros e 320 mm de diâmetro de cilindro e 400 mm de curso do pistão e com rotação de 720 rpm. Os motores com a designação 9L32/40 são motores sobrealimentados, não reversíveis, de 4 tempos, em L, com 9 cilindros e 320 mm de diâmetro de cilindro e 400 mm de curso do pistão e com rotação de 720 rpm.

De modo simplificado os subsistemas presentes na usina são:

- **Sistema de Admissão de Ar:** o ar é filtrado, comprimido no turbocompressor e resfriado através da troca térmica com água dos radiadores para, então, ser admitido no motor;
- **Sistema de Admissão de Combustível:** o combustível é aquecido através da troca de calor com o vapor e filtrado para ser alimentado no motor. O óleo combustível-HFO por apresentar alta viscosidade é preciso ser aquecido antes de ser alimentado no motor, porém o óleo diesel-LFO não precisa ser aquecido, pois a sua viscosidade é baixa o suficiente;
- **Sistema de Exaustão:** a queima do combustível com o ar nos motores gera gases de exaustão. Os gases de exaustão passam pelas turbinas dos turbocompressores e trocam calor com a água nas caldeiras de recuperação para geração de vapor. Em seguida, são encaminhados para exaustão nas Chaminés;
- **Sistema de Geração Vapor e Condensado:** o vapor é gerado da troca térmica da água com os gases de exaustão dos motores nas caldeiras de recuperação. Esse vapor gerado é utilizado para aquecimento do combustível. Vale salientar que as caldeiras de recuperação só podem ser acionadas quando há geração. Quando não há geração, são acionadas as caldeiras auxiliares que apresentam queimador de óleo diesel e gás natural;
- **Sistema de Lubrificação:** o óleo de lubrificação armazenado no cárter dos motores irá promover a lubrificação de todas as partes móveis do motor que entram em contato uma com as outras;
- **Sistema de Arrefecimento:** a água utilizada no processo promove o resfriamento do motor e suas partes (bicos injetores e sistema de ar de admissão). Essa água é oriunda dos radiadores e resfriam trocadores de calor dos demais sistemas.

2.2 – Regressor de Votação

O regressor de votação é um método de regressão que utiliza a estratégia motivada pela teoria do aprendizado *bayesiano*. A fim de maximizar a precisão da predição, em vez de usar apenas um único modelo de decisão, idealmente utilizam-se todos os modelos aceitáveis no espaço da hipótese. Na regressão, é calculada a média ponderada de cada hipótese obtida, dado o conjunto de treinamento, gerando assim, a previsão final. Muitas variações dos métodos de votação podem ser encontradas na literatura de aprendizado de máquina (3). Nos itens a seguir, seguem os algoritmos selecionados na votação para os modelos que serão apresentados no item 3.0.

2.3 – Regressão Lasso

A regressão de lasso é conhecida como método de regressão penalizada, utilizada frequentemente em aprendizagem de máquina para selecionar um subconjunto de variáveis. O algoritmo impõe uma restrição na soma dos valores absolutos dos parâmetros do modelo, onde a soma tem uma constante especificada como um limite superior. Esta restrição faz com que os coeficientes de regressão para algumas variáveis encolham em direção a zero. Esse processo de encolhimento permite uma melhor análise do modelo e identifica as variáveis mais fortemente associadas com a variável alvo correspondente. Com a regressão lasso, os coeficientes de regressão para variáveis sem importância são reduzidos a zero, o que efetivamente os remove do modelo e produz um modelo mais simples que seleciona apenas os preditores mais importantes.

Um parâmetro de ajuste chamado *lambda* é aplicado ao modelo de regressão para controlar a força da penalidade. À medida que o *lambda* aumenta, mais coeficientes são reduzidos a zero, sendo menos preditores selecionados e há mais encolhimento do coeficiente não nulo (4).

2.4 – Regressão Gradiente Descendente Estocástico (SGD)

A palavra “estocástico” significa um sistema ou processo que está vinculado a uma probabilidade aleatória. Portanto, no SGD, algumas amostras são selecionadas aleatoriamente em vez de todo o conjunto de dados para cada iteração. O algoritmo usa um único ou alguns exemplos de treinamento para calcular os parâmetros. Com isso, o SGD calcula o termo do gradiente para a amostra de dados selecionada e começa a fazer o progresso para melhorar o parâmetro, assim, a mudança de parâmetros vai ser muito mais rápida. Como o SGD é computacionalmente menos exigente em relação ao algoritmo de Descida Gradiente (GD), uma vez que não temos que percorrer todo o conjunto de treinamento para atualizar os pesos, é uma boa escolha para lidar com grandes conjuntos de dados (5).

2.5 – Regressão k-Nearest Neighbors (KNN)

O algoritmo KNN, k vizinhos mais próximos, é um dos algoritmos mais utilizados em *machine learning* e um dos mais simplistas, analisando seu processo de cálculo.

Este método é do tipo não-paramétrico, uma vez que não há um modelo a ser ajustado, também não se faz qualquer suposição a respeito dos dados. Assim, o KNN requer o armazenamento de todos os padrões de treinamento $x(i) \in \mathbb{R}^{K+1}$, juntamente com as respectivas respostas desejadas $y(i)$, $i = 0, \dots, N - 1$ (3). Então, para um novo dado de entrada x^* , a saída gerada pelo KNN depende das saídas associadas aos *k* padrões de treinamento que estão mais próximos à entrada x^* no espaço de atributos.

O uso do KNN envolve o conceito de métrica de distância a ser calculada no espaço dos atributos a fim de determinar os vizinhos mais próximos e um valor para o parâmetro *k*, isto é, a escolha do número de vizinhos que são levados em consideração na geração da saída. Uma vez que *k* é um hiperparâmetro deste método, podemos utilizar uma abordagem de validação cruzada baseada em *k-folds* para identificar o melhor valor de *k*. Por conta destas características, o KNN é visto como um método de aprendizado competitivo, uma vez que os elementos do modelo, que são os próprios padrões de treinamento, competem entre si pelo direito de influenciar a saída do sistema quando a medida de similaridade (distância) é calculada para cada novo dado de entrada. A similaridade é um ponto que possui grande importância para o método KNN, juntamente com o valor de *k*, pois está diretamente relacionada ao desempenho deste método (2).

O KNN pode ser usado tanto para classificação como regressão. Na classificação, o elemento é classificado por uma votação majoritária de seus vizinhos, com o elemento sendo atribuído à classe mais comum entre seus vizinhos mais próximos. Já na regressão, o valor previsto é a média dos valores de seus *k* vizinhos mais próximos (2).

Seja $N_k(x^*)$ o conjunto formado pelos *k* padrões de treinamento $x(i) \in \mathbb{R}^{K+1}$ mais próximos ao dado de entrada x^* . As saídas associadas a estes padrões de treinamento são denotadas por $y_j(x \in N_k(x^*))$, $j = 1, \dots, k$. Em regressão, a saída do KNN para um novo dado de entrada pode ser escrita de uma forma geral como (3):

$$y(x^*) = \frac{\sum_{j=1}^k w_j y_j(x \in N_k(x^*))}{\sum w_j},$$

onde $w_{j=1, \dots, k}$ representa o peso associado ao *j*-ésimo vizinho de x^* .

2.6 – Regressão Gradient Boosting

O algoritmo *Gradient Boosting* é uma técnica de aprendizado de máquina utilizada tanto para problemas de regressão quanto classificação, que produz um modelo de previsão na forma de um conjunto de modelos de previsão fracos, conhecidos como árvores de decisão. Ele constrói o modelo em etapas, como outros métodos de reforço, e os generaliza, permitindo a otimização de uma função de perda diferenciável arbitrária (1).

O objetivo do algoritmo é criar uma cadeia de modelos fracos, onde cada uma tem como objetivo minimizar o erro do modelo anterior, por meio de uma função de perda.

Aos ajustes de cada modelo fraco é multiplicado um valor conhecido como taxa de aprendizagem. Esse valor, tem como objetivo determinar o impacto de cada árvore no modelo final. Quanto menor esse valor, menor a contribuição de cada árvore.

O algoritmo funciona criando um modelo inicial com uma aproximação simples. Dessa aproximação, tem-se o resíduo, que é a distância entre o que foi previsto e o valor real. Um próximo modelo é criado e ajustado em cima do resíduo gerado pelo modelo anterior. Em seguida, um novo resíduo é calculado com esse segundo modelo. Essas interações são repetidas por um determinado número de vezes, buscando minimizar o resíduo gerado pelos modelos fracos, ou seja, até que a distância entre o previsto e o valor real seja o menor possível. O modelo final é a soma dos ajustes de todos os modelos fracos.

3.0 METODOLOGIA

A usina termelétrica apresenta um sistema de injeção de combustível identificado como *booster*, onde cada *booster* contempla 5 motores totalizando 8 *boosters* (2 *boosters* por usina). Cada *booster* apresenta a sua medição de consumo de combustível (soma do consumo de combustível dos 5 motores interligados a esse sistema de injeção). Do total de 8 *boosters*, apenas 2 apresentam motores com medição de consumo de combustível individuais, ou seja, apenas 10 motores apresentam medição de consumo de combustível. Para determinação da medição de consumo de combustível nos motores, as usinas fazem a inferência desse valor a partir da diferença do dado de vazão de combustível medido pelo sensor de vazão mássica na entrada dos motores pelo dado de vazão de combustível do sensor de vazão mássica na saída dos motores.

A abordagem para o desenvolvimento de sensores virtuais para os 30 motores que não apresentam a informação de consumo de combustível visa aplicação de algoritmos de regressão para prever esse dado a partir dos dados de consumo de combustível dos motores que apresentam sensoriamento físico (sensores de vazão na entrada e saída nos motores) e dentre outras variáveis.

O pré-processamento dos dados envolveu a remoção de *outliers* e de dados que não faziam parte dos momentos de operação. No *dataset* criado a partir destes dados, foi possível identificar os momentos de operação nos estados estacionário e transiente. Dessa forma, fez-se a predição do consumo de combustível tanto no estado transiente, subida e descida de máquina, quanto estacionário. O *dataset* foi dividido em 80 % dos dados para treino e 20 % dos dados para teste com aplicação da técnica de validação cruzada conhecida como *k-fold*, utilizando 5 *folds*. Inicialmente, a correlação entre o consumo de combustível e cada variável de processo disponível foi avaliada. As variáveis com resultados mais promissores foram selecionadas como variáveis de entrada no modelo.

Para modelagem foram testados diferentes algoritmos de regressão (Linear, Ridge, Lasso, Elastic Net, Lars, Bayesian Ridge, Stochastic Gradient Descent (SGD), K-Nearest Neighbors (KNN), Decision Tree, Random Forest, Gradient Boosting, Multilayer Perceptron (MLP), Gaussian Process). Os melhores algoritmos de regressão com fundamentos distintos foram selecionados para cada estado (transiente e estacionário) para teste com o regressor de votação. Através da técnica de Grid Search foi possível otimizar os hiperparâmetros dos algoritmos de regressão analisados. Para validação dos modelos utilizou-se os dados de consumo dos *boosters*, onde a soma da predição de consumo de combustível para os 5 motores de cada *booster* foi comparado com a vazão do *booster*.

Segue abaixo a Figura 1 mostrando o diagrama proposto para a modelagem de consumo virtual de combustível.

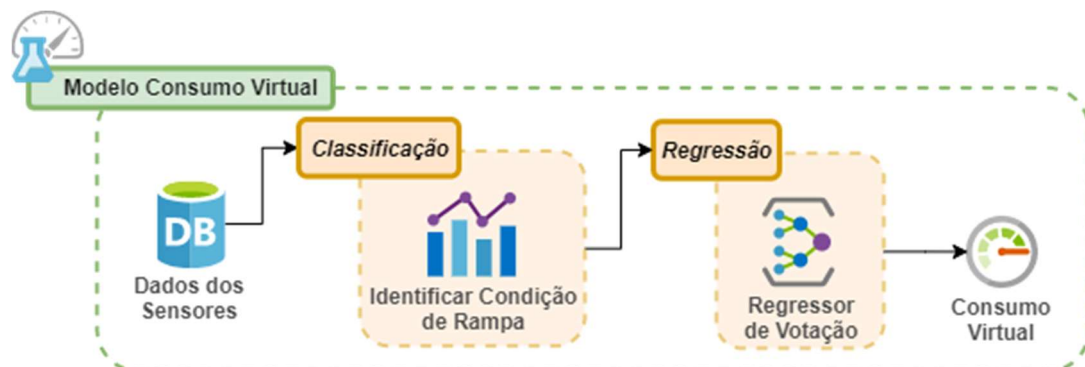


FIGURA 1 – Diagrama da modelagem de consumo virtual de combustível.

4.0 RESULTADOS E DISCUSSÕES

A análise dos dados de processo mostrou que apenas a potência gerada e a pressão do ar de combustão apresentavam significativa correlação com o consumo de combustível. Consequentemente, estas foram selecionadas como as entradas para a modelagem do sensor de consumo virtual.

4.1 – Modelo para Estado Estacionário

A Tabela 1 apresenta as métricas referentes aos algoritmos testados na modelagem da operação em estado estacionário. Avaliou-se a média da raiz do erro quadrático médio relativo (rRMSE) nos 5 *folds* da validação cruzada. A partir destes resultados, os melhores modelos com fundamentos distintos foram selecionados para testes dois a dois em um regressor de votação, como descrito na Tabela 2.

Tabela 1 – Indicadores de performance dos algoritmos testados.

Modelo	rRMSE (%)	Modelo	rRMSE (%)
<i>Lasso</i>	1,37	<i>Gradient Boosting</i>	1,45
SGD	1,43	MLP	1,46
<i>Lars</i>	1,44	<i>Random Forest</i>	1,59
Linear	1,44	KNN	1,60
<i>Bayesian Ridge</i>	1,44	<i>Decision Tree</i>	1,91
<i>Ridge</i>	1,44	<i>Elastic Net</i>	3,82

Tabela 2 – Descrição e indicador de performance dos regressores de votação.

Modelo	Algoritmos	rRMSE (%)
RV_1	<i>Lasso</i> e MLP	1,36
RV_2	<i>Lasso</i> e SGD	1,30
RV_3	<i>Lasso</i> e <i>Gradient Boosting</i>	1,38

O regressor de votação que agrega *Lasso* e SGD (RV_2) apresentou os melhores resultados na validação cruzada e erro de 1,35% na validação com os dados de teste, sendo o selecionado para aplicação em produção. Na Figura 2, é possível observar a comparação entre o consumo de combustível medido por sensores físicos e a estimativa do sensor virtual para o motor 10 da termelétrica operando em estado estacionário. Nota-se que o comportamento do consumo medido é bem representado pela predição do modelo RV_2.

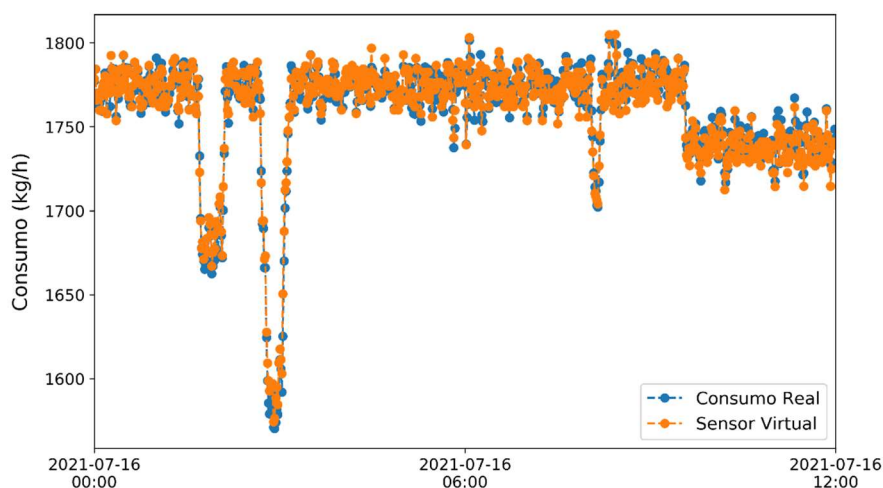


FIGURA 2 – Predição de consumo de combustível para o motor 10.

4.2 – Modelo para Estado Transiente

Para os modelos representando a operação durante subida ou desligamento dos motores, utilizou-se a mesma metodologia empregada com os modelos de estado estacionário. A Tabela 3 apresenta os seus indicadores de

performance. Os modelos de *Gradient Boosting*, KNN e *Gaussian Process* apresentaram melhores métricas e foram selecionados para avaliação com regressores de votação.

Tabela 3 – Indicadores de performance dos algoritmos testados.

Modelo	rRMSE (%)	Modelo	rRMSE (%)
<i>Gradient Boosting</i>	8,08	<i>Bayesian Ridge</i>	9,30
KNN	8,48	<i>Lars</i>	9,30
<i>Gaussian Process</i>	8,51	Linear	9,30
MLP	8,85	SGD	9,31
<i>Random Forest</i>	8,89	<i>Decision Tree</i>	10,97
<i>Lasso</i>	9,29	<i>Elastic Net</i>	14,29
<i>Ridge</i>	9,30		

Conforme a performance dos regressores de votação apresentada na Tabela 4, foi possível selecionar o modelo RV_6 (com KNN e *Gradient Boosting*). O modelo RV_06 apresentou os melhores resultados na validação cruzada e erro de 6,95% na validação com os dados de teste, sendo assim, o modelo selecionado para implementação em produção.

Tabela 4 – Descrição e indicador de performance dos regressores de votação.

Modelo	Algoritmos	rRMSE (%)
RV_4	<i>Gaussian Process</i> e KNN	8,09
RV_5	<i>Gaussian Process</i> e <i>Gradient Boosting</i>	8,06
RV_6	KNN e <i>Gradient Boosting</i>	8,05

Na Figura 3, observa-se o comportamento da predição desse modelo para o motor 1 da usina. O modelo consegue reproduzir bem o comportamento de subida de máquina exceto para vazões muito baixas.

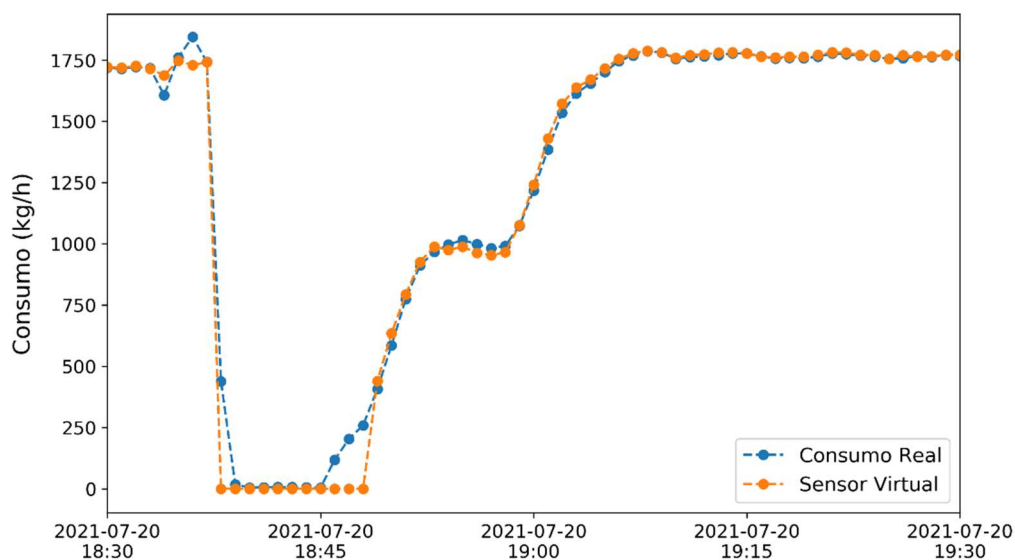


FIGURA 3 – Predição de consumo de combustível para o motor 1.

4.3 – Consumo dos Boosters

Para avaliar o desempenho dos modelos nos motores 11 a 40, foi utilizada uma comparação com a vazão de cada *booster*, que corresponde à soma do consumo de combustível dos 5 motores respectivamente associados. Para validar essa metodologia de análise, ela foi aplicada inicialmente às medidas de consumo obtidas com os sensores físicos nos motores 1 a 5 (*booster 1*). A estimativa da vazão no *booster 1* baseada na soma do consumo dos seus motores apresentou erro (rRMSE) de apenas 0,76%, corroborando a viabilidade dessa metodologia.

Aplicou-se, então, essa metodologia à predição do consumo em todos os *boosters*, utilizando os modelos RV_2 e RV_6 para estados estacionário e transiente respectivamente. Obteve-se rRMSE 2,32% no geral e por *booster* descrito na Tabela 5.

Tabela 5 – Erro da predição da vazão no *booster*.

Booster	1	2	3	4	5	6	7	8
rRMSE (%)	1,53	2,36	2,14	1,75	3,45	2,31	2,72	1,82

Observando o comportamento da predição apresentado na Figura 4, nota-se que os modelos conseguem reproduzir também o comportamento da vazão no *booster*. Isso corrobora os resultados de performance dos modelos para os motores individualmente.

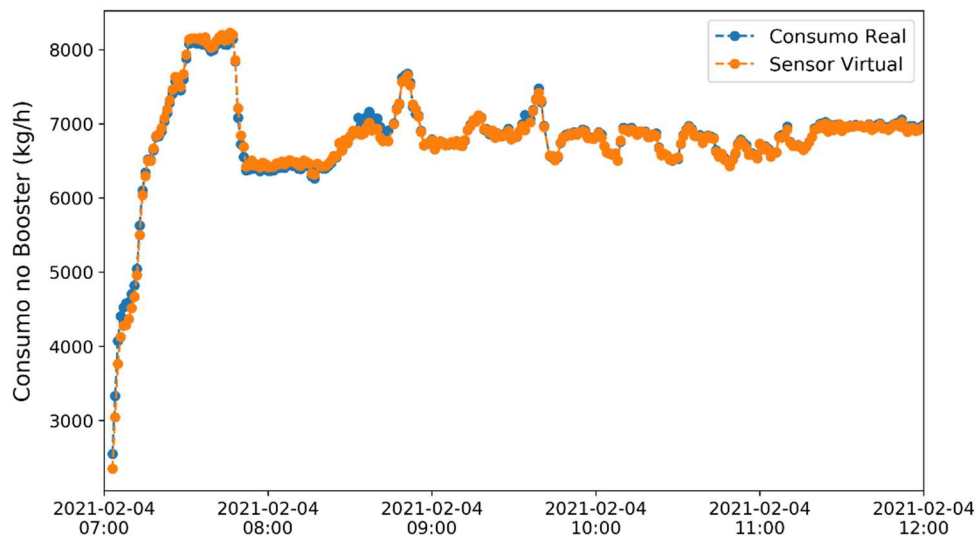


FIGURA 4 – Predição de consumo de combustível para o *booster* 5 (motores 21 a 25).

5.0 CONCLUSÕES

Para operação em estado estacionário, foi possível utilizar um modelo de regressor de votação com algoritmos Lasso e SGD (RV_2) para prever o consumo. Contudo, para reproduzir o comportamento mais complexo da operação em estado transiente, foi necessário um modelo distinto de regressor de votação com KNN e *Gradient Boosting* (RV_6). Em ambos os casos, apenas a potência gerada e a pressão do ar de combustão foram utilizadas para a predição.

Dentre os diversos modelos testados neste trabalho, os regressores de votação se mostraram os mais capazes de reproduzir o comportamento do consumo de combustível em motores de combustão para geração termelétrica. Sua versatilidade advém da utilização de diferentes algoritmos com distintos fundamentos em um único modelo. Isso tornou possível ao sensor virtual reproduzir fidedignamente as oscilações comuns à operação dos motores.

Os autores agradecem à Centrais Elétricas da Paraíba (EPASA) pelo apoio financeiro ao Projeto PD-07236-0011-2020 - Otimização de Performance Energética de Usina Termelétrica a Motores de Combustão com uma abordagem de Digital Twin, desenvolvido no âmbito do programa de Pesquisa e Desenvolvimento da Agência Nacional de Energia Elétrica (P&D ANEEL), que foi executado pela empresa de engenharia Radix Engenharia e Software S/A.

6.0 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- (1) HASTIE, T., TIBSHIRANI, R., FRIEDMAN, J. (2009). "The Elements of Statistical Learning", Bayesian Forecasting and Dynamic Models, v. 1, pp. 1–694. ISSN: 0172-7397. doi: 10.1007/b94608. Disponível em: <<http://www.springerlink.com/index/10.1007/b94608>>
- (2) COVER, T., HART, P. (1967). "Nearest neighbor pattern classification", Information Theory, IEEE Transactions on, v. 13, n. 1, pp. 21–27. ISSN: 0018-9448. doi: 10.1109/TIT.1967.1053964.

- (3) Facelli, K., Lorena, A. C., Gama, J., Carvalho, A., C., P., L., F. (2011). "Inteligência Artificial: Uma abordagem de Aprendizado de Máquina", LTC.
- (4) James, G., Tibshirani, D., W., R., Hastie, T. (2009). "An Introduction to Statistical Learning with Applications in R".
- (5) Géron, A. (2017). "Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems", O'Reilly Media.

DADOS BIOGRÁFICOS



Graduou-se em Engenharia Química (2017) na Universidade do Estado do Rio de Janeiro (UERJ) e está cursando o mestrado em Otimização de Processos desde 2021 na UERJ. Tem experiência na área de projetos de engenharia no setor de óleo e gás e em projetos de pesquisa e desenvolvimento da ANEEL. Seus principais interesses são estudos de novas tecnologias na área de geração, transmissão e distribuição de energia.

(2) GABRIELA TEIXEIRA JUSTINO, engenheira química com mestrado em Tecnologia de Processos Químicos e Bioquímicos. Possui experiência em otimização, análise de dados, modelagem matemática.

(3) GABRIELA CARVALHO FREITAS, graduada em Engenharia Química pela UFRJ (2020). Atua como cientista de dados na Radix Engenharia e Desenvolvimento de Software, onde desenvolve projetos utilizando inteligência artificial aplicada em soluções para problemas de engenharia.

(4) KLEYTON PONTES COTTA, mestre em Engenharia de Sistemas e Computação pela UFRJ (2018), graduado em Ciências da Computação pela UFRRJ (2014) e Design Gráfico pela UNESA (2008). Foi pesquisador bolsista no IPEA. Professor na pós-graduação no Instituto Infnet. Atualmente é líder técnico de ciência de dados no grupo de P&D da Radix, desenvolvendo atividades e projetos de inovação, criando soluções para diversos setores da indústria.

(5) ROBSON FELIPE VIANA DA SILVA, graduou-se em Engenharia Mecânica na UFF (2019) onde está cursando mestrado em Engenharia Mecânica com ênfase em transferência de massa e energia (2022). Seus interesses são estudos de manutenção preditiva e otimização de sistemas. Atua em projetos de P&D no setor de energia elétrica.

(6) BRUNO DEON, é atualmente aluno de mestrado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Química da UFSC, onde também recebeu bacharel em Engenharia Química (2019). Nos últimos dois anos, sua experiência profissional foi focada na ciência de dados, onde a partir da utilização de algoritmos de inteligência artificial desenvolveu ferramentas para o auxílio à tomada de decisão e predição de falhas no setor industrial.

(7) FLÁVIO LEITE LOUÇÃO JUNIOR, graduou-se em Engenharia Química pela UFRJ (2015) onde finalizou mestrado em Otimização de Processos no ano de 2016. Atua em projetos de P&D para o setor elétrico desde 2017 e atualmente gerencia um grupo voltada à formatação e execução de novos P&Ds no contexto da ANEEL. Seus principais interesses consistem no estudo da aplicação novas tecnologias e metodologias de gestão e execução de pesquisas para o desenvolvimento de melhorias e solução de problemas no setor elétrico como um todo.

(8) ATHOS DOS SANTOS BARBOSA, graduou-se em Engenharia de Controle e Automação no CEFET/RJ (2019). Tem experiência na área de desenvolvimento de software voltado para projetos de engenharia ligados ao setor de energia e sistemas PIMS, principalmente da OSIsoft.

(9) ALEX MORETTI DE MORAIS, pós-graduando em Ciências de Dados e BigData pela PUC Minas e graduação pela USF (2008) e UFSCAR (1996). Possui 25 anos de experiência e especialização em tecnologia da informação, com ênfase em infraestrutura e datacenter T3, desses, 12 anos no setor elétrico. Atuou como Gestor Latam na Stefanini IT Solutions, Gestor de Serviços de TI na CPFL Energia e atualmente como Gestor de Infraestrutura Corporativa na EPASA.

(10) ISAAC EMMANUEL AZEVEDO DE MEDEIROS, graduado em Engenharia Elétrica pela UFPB. Atualmente, cursa Pós-Graduação em Ciência de Dados e Big Data pela Puc Minas e mestrado em Engenharia Elétrica pela UFPB. Desde 2019 atua na indústria, ocupou o cargo de Analista no ramo de Automação Industrial. Atualmente é Engenheiro Trainee da EPASA, atuando no departamento de engenharia e em projetos P&D nas áreas de Inovação.

(11) ANGELO MARCELINO CORDEIRO, graduou-se em Ciências e Tecnologia na UFRN (2019) onde está cursando o bacharelado em Engenharia de Computação. Seus interesses são nas áreas de ciência de dados, com ênfase em inteligência artificial e aprendizagem profunda. Atualmente, atua em projetos de P&D no setor de energia elétrica.

(12) RODRIGO JOSÉ SILVA DE ALMEIDA, possui graduação em Automação Industrial pelo IFPB (2011) e graduação em Engenharia Elétrica pela UNINASSAU (2019). Atualmente está cursando Ciência de Dados e Big Data na PUC Minas. Trabalha na EPASA, desde 2010 e atualmente tem o cargo de especialista em usina termoeletrônica II.

(13) CARLOS ANTONIO ALVES DE ARAÚJO JUNIOR, graduado em Engenharia Elétrica pela UFCG e Mestre em Sistemas Eletrônicos e Automação pela UFPB. Tem experiência como Engenheiro de Controle e Automação, atuando em projetos de manutenção da automação e melhorias em plantas industriais. Atualmente trabalha na EPASA como Especialista em Termoelétrica II, onde realiza melhorias no processo de geração de energia elétrica, implantação de novos projetos (CAPEX), gestor técnico de projetos P&D Aneel, avaliação de parâmetros de proteção e contato com ONS referente a SGR, SIPER, RANOR e OTRS.