

# Desenvolvimento de Uma Metodologia para o Diagnóstico Termodinâmico de Turbogeneradores a Gás Utilizando Técnicas de Inteligência Artificial

André Belluco-Guerrini<sup>1</sup>, Osvaldo José-Venturini<sup>2</sup>, André Luis de Souza-Andrade<sup>3</sup>, Euler Guimarães-Horta<sup>4</sup>, Tiago Mendes<sup>5</sup>, José Carlos Escobar-Palacio<sup>6</sup>, Túlio Tito Godinho de Rezende<sup>7</sup>

<sup>1</sup>NEST, Instituto de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Itajubá, Brasil. andre.guerrini@unifei.edu.br

<sup>2</sup>NEST, Instituto de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Itajubá, Brasil. osvaldo@unifei.edu.br

<sup>3</sup>NEST, Instituto de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Itajubá, Brasil. andrade.andreluiz@gmail.com

<sup>4</sup>ICT, Instituto de Ciência e Tecnologia, Universidade Federal dos Vales Jequitinhonha e Mucuri, Brasil.

Euler.horta@ufvjm.edu.br

<sup>5</sup> ICT, Instituto de Ciência e Tecnologia, Universidade Federal dos Vales Jequitinhonha e Mucuri, Brasil.

tiago.mendes@ufvjm.edu.br

<sup>6</sup>NEST, Instituto de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Itajubá, Brasil. Email: joseescobar@unifei.edu.br

<sup>7</sup>NEST, Instituto de Engenharia Mecânica, Universidade Federal de Itajubá, Brasil. Email: tulio.tj@hotmail.com

## Resumo

As turbinas a gás são amplamente utilizadas em plataformas de Produção Flutuantes de Armazenamento e Transferência (FPSO) de petróleo e gás, que são intermitentes e requerem disponibilidade destas turbomáquinas para uma operação segura e confiável. Este trabalho tem como objetivo apresentar uma metodologia de diagnóstico termodinâmico em turbinas a gás. Um modelo computacional de um turbogenerador de 30,7MW foi desenvolvido em MATLAB/Simulink com a ajuda da biblioteca T-MATS, cujo o objetivo é gerar dados para alimentar uma rede neural, responsável pelo diagnóstico. O modelo proposto possui duas redes neurais atuando em paralelo, uma de regressão e outra de classificação. A primeira tem o objetivo de ajustar o comportamento da turbina; a segunda tem o objetivo de identificar e classificar as falhas. As redes mostraram bons resultados para os problemas em estudo, não gerando MSE maiores a  $5 \times 10^{-6}$  para a rede de regressão e um erro percentual de 0,37% para a rede de classificação.

**Palavras-chave:** FPSO; turbina a gás; diagnóstico; redes neurais.

## Abstract

Gas turbines are widely used in Floating Production Storage and Offloading (FPSO) platforms for oil and gas production, which are intermittent and require high availability of this turbomachineries for safe and reliable operation. This work aims to present a thermodynamic diagnostic methodology for gas turbines. A computational model of a 30.7MW turbogenerator was developed in MATLAB/Simulink with the assistance of the T-MATS library, whose goal is to generate data to feed a neural network responsible for diagnosis. The proposed model consists of two neural networks operating in parallel, one for regression and the other for classification. The first aims to fit the turbine behavior; the second aims to identify and classify faults. The networks showed good performance for the problems under study, generating MSE lower than  $5 \times 10^{-6}$  for the regression network and a relative error of 0.37% for the classification network.

**Keywords:** FPSO; gas turbines; diagnostic; neural networks.

## 1. Introdução

Devido ao longo tempo de operação das plataformas de produção de petróleo e gás e ao aumento, a cada ano, da taxa de falhas associadas aos equipamentos, bem como à crescente complexidade tecnológica desses equipamentos, o uso de algoritmos e modelos tradicionais de tomada de decisão tem se mostrado

ineficiente no auxílio ao controle, operação e manutenção de turbogeneradores. Portanto, o desenvolvimento de novas abordagens para gerenciar a operação e o desempenho, otimizando o cronograma de manutenção e reparos corretivos para garantir uma operação confiável, é de extrema importância [1].

Nesse sentido, manter uma instalação de produção de petróleo e gás vai além dos métodos tradicionais, visando garantir o dinheiro investido. As plataformas FPSO são, atualmente, as principais unidades primárias de produção de petróleo no Brasil. Para garantir a autonomia dessas plantas, as turbinas a gás são o componente-chave. Essas máquinas são responsáveis por fornecer toda a energia da plataforma, fornecendo carga elétrica para toda a planta de petróleo e gás, e também fornecendo eletricidade para as necessidades básicas dos trabalhadores locais.

Portanto, o estado de operação estável das turbinas a gás, alta confiabilidade e segurança, baixos custos de operação e manutenção são as questões mais preocupantes para os usuários. A estrutura das turbinas a gás é precisa e complexa, e ela opera por longos períodos em um ambiente complexo, variável, rigoroso e severo, o que inevitavelmente resultará em algumas falhas e terá um impacto sério na operação segura [2,3].

Avaliar o desempenho das turbinas a gás em diferentes regimes de operação é crucial para monitorar e melhorar o desempenho geral da turbina. Nesse sentido, vários estudos têm sido conduzidos em diferentes regimes de operação para diagnosticar e melhorar o desempenho das turbinas. O desligamento de emergência, por exemplo, de uma turbina a gás é um desligamento não planejado. As consequências mais importantes de um desligamento de emergência são a interrupção dos negócios e a redução da vida útil restante do equipamento. Portanto, compreender as principais causas do desligamento de emergência da turbina a gás torna possível prever sua ocorrência para maximizar a rentabilidade das turbinas a gás e melhorar sua disponibilidade [4].

As causas da deterioração da turbina a gás se enquadram em duas categorias. A primeira causa é de natureza mecânica, onde os fenômenos não estão acoplados aerodinamicamente, como desalinhamento, desbalanceamento, componentes soltos, defeitos nos rolamentos e falta de lubrificação. A segunda causa são problemas aerodinâmicos ou relacionados ao desempenho, como sujeira e depósitos de detritos nos compressores axiais, erosão e corrosão das pás e combustão inadequada. No caso desse tipo de deterioração, a análise de saúde baseada no desempenho, também conhecida como análise do caminho de gás (GPA, do inglês Gas Path Analysis), é uma abordagem economicamente eficiente para fornecer informações de alerta precoce sobre falhas em andamento ou iminentes [5]. Atualmente, a técnica de prognóstico e gerenciamento de saúde (PHM, do inglês Prognostics and Health Management) da turbina a gás tornou-se um tópico de pesquisa importante para monitorar a condição de saúde, bem como garantir a operação segura e confiável. O PHM converte a estratégia convencional de manutenção "falhar e

corrigir" para uma estratégia de manutenção baseada em condições mais avançada. O PHM pode fornecer monitoramento preciso das condições, detectar falhas de forma sensível e oportuna, e assim evitar falhas graves e reduzir significativamente os custos de manutenção [6].

Neste trabalho, para desenvolver a metodologia de diagnóstico da turbina a gás, primeiro foi feito um modelo computacional da máquina. Esse modelo foi construído usando o software Matlab/Simulink integrado com a biblioteca T-MATS (Toolbox for Modelling and Analysis Thermodynamic Systems). O pacote contém blocos de controle de turbomáquinas e outros componentes comuns usados para simular usinas de energia. Esses componentes, combinados com uma rotina de solução iterativa, permitem o desenvolvimento de modelos para simular sistemas complexos [7]. Utilizando a biblioteca T-MATS, foi desenvolvido um modelo para analisar o comportamento de uma turbina a gás aeroderivada, a RB211-GT62, que tem uma capacidade nominal de 30,7 MW (condições ISO) e é composta por um gerador de gás de duplo estágio com uma turbina livre. Após a simulação, os dados obtidos foram usados para treinar, validar e testar uma rede neural artificial, executando o diagnóstico e detectando as falhas na turbina a gás. Esta metodologia tem como objetivo fornecer informações precisas para o desenvolvimento de uma gestão de manutenção melhor e mais barata.

### 1.1. Contextualização Técnica

A Figura 1 mostra os arranjos padrão dos eixos da turbina a gás. Um único eixo consiste no compressor de fluxo axial; a turbina e a turbina de potência estão todas mecanicamente ligadas. Se ao eixo for adicionado o gerador, o sistema de eixo terá um alto momento de inércia. Esta é a configuração preferida para geração elétrica, pois fornece estabilidade adicional de velocidade (frequência) da corrente elétrica durante grandes flutuações de carga. Essa configuração é típica de turbinas industriais robustas de uso pesado.

O arranjo de eixo duplo consiste apenas no compressor e na turbina conectados, e uma turbina de potência e eixo de saída não conectados que girarão independentemente. Essa configuração é preferida para pacotes de acionamento variável, como bombas e compressores, porque o gerador de gás pode funcionar em sua própria velocidade ideal para uma carga específica.

O eixo concêntrico mostra um arranjo de turbina industrial aero-derivativa mais complicado. Ainda é essencialmente uma configuração de dois eixos, mas o núcleo do gerador de gás foi projetado com dois rotores, um eixo de baixa pressão e um eixo de alta

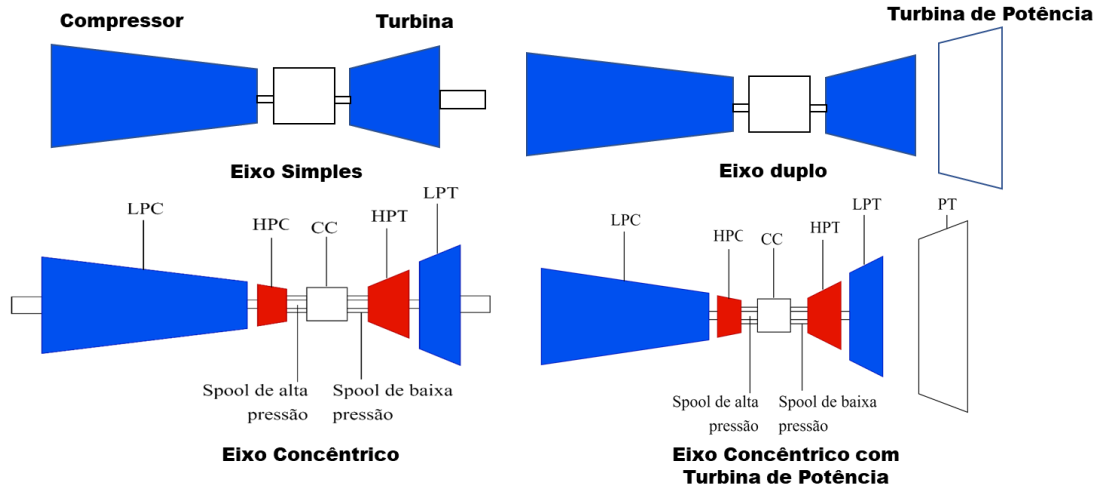


Figura 1. Configurações das turbinas a gás. Fonte: Elaboração própria

pressão. Essa configuração permite que a carga seja acionada tanto a partir da extremidade de escape quanto da entrada de ar do compressor.

O eixo concêntrico com turbina de potência é essencialmente um arranjo de dois eixos com um gerador de gás. Uma turbina de potência é adicionada ao caminho de gás como geradora de potência/torque. A turbina a gás modelada neste trabalho possui essa configuração.

## 2. Metodologia

### 2.1. Modelagem dos componentes

A turbina a gás obedece às leis de conservação de massa e energia. Portanto, geralmente existe uma relação de mapeamento intrínseca entre os parâmetros medidos das turbinas a gás operando em condições padrão [8]

Considerando uma turbina de eixo simples e uma razão de calor específico constante,  $k$ , a temperatura na saída do compressor é dada pela equação (1) [9].

$$T_{C,out} = T_{C,in} \left[ 1 + \frac{1}{\eta_c} * (Pr_C^{k-1/k} - 1) \right] \quad (1)$$

Onde  $\eta_c$  é a eficiência isoentropica,  $Pr_c$  é a razão de pressão do compressor. Em geral,  $T_{in}$  se aproxima da temperatura ambiente [10].

Seguindo as leis de conservação de massa e energia, desprezando as perdas e assumindo o calor específico a pressão constante e o poder calorífico inferior como constantes, então a equação (2) ocorre na câmara de combustão.

$$m_f * \eta_b * LHV = (m_f + m_a) * c_p * (T_{B,out} - T_{C,out}) \quad (2)$$

Onde  $T_{B,out}$ ,  $m_f$ ,  $\eta_b$  e  $LHV$  são a temperatura de saída da câmara de combustão, a vazão mássica de combustível, a eficiência da combustão e o poder calorífico inferior do combustível, respectivamente. Juntando-se essas duas equações é possível obter a temperatura de saída da câmara de combustão, também conhecida como temperatura de entrada da turbina (TIT).

$$TIT = \frac{m_f * \eta_b * LHV}{(m_f + m_a) * c_p} + T_1 \left[ 1 + \frac{1}{\eta_c} * (Pr_T^{k-1/k} - 1) \right] \quad (3)$$

De forma semelhante, a temperatura de saída da turbina (TOT) é obtida na equação (4)

$$TOT = TIT * [1 - \eta_T * (1 - Pr_T^{1-k/k})] \quad (4)$$

Onde  $\eta_T$  é a eficiência isotérmica da turbina e  $Pr_T$  é a razão de expansão da turbina [9].

Usando as equações descritas anteriormente, é possível determinar o trabalho compressor e da turbina, como mostram as equações (5) e (6).

$$W_{comp} = \frac{cp}{m_a} * \eta_c * T_{C,in} * [(Pr_C)^{k-1/k} - 1] \quad (5)$$

$$W_{net} = \frac{cp}{m_g} * \eta_T * TIT * [1 - (Pr_T)^{k-1/k}] \quad (6)$$

O calor fornecido pelo combustível pode ser calculado pela equação (7).

$$Q_f = m_f * LHV \quad (7)$$

A eficiência da turbina a gás é definida comparando-se a quantidade de energia fornecida pelo combustível e a quantidade de potência produzida pela turbina. Logo, a eficiência térmica da turbina pode ser calculada pela equação (8).

$$\eta_{th} = \frac{P}{Q_f} \quad (8)$$

E o Heat Rate é definido pela equação (9).

$$HR = \frac{1}{\eta_{th}} = \frac{Q_f}{P} \quad (9)$$

## 2.2. Falhas que afetam o desempenho

Existem vários tipos de parâmetros que podem ser monitorados para avaliar a condição de uma máquina. Monitorar a vibração nos rolamentos de uma turbina a gás, por exemplo, pode detectar vários tipos de falhas, incluindo aquelas nos próprios rolamentos. No entanto, apenas a vibração não fornece muitas informações sobre as falhas que afetam o desempenho da turbina a gás, como a taxa de fluxo de massa e a eficiência dos componentes, cujos efeitos são observados em parâmetros termodinâmicos (pressão, temperatura, potência, etc.) [9]. Tipicamente, qualquer falha em um único componente ou inconsistência no desempenho de um grupo de componentes pode aumentar a degradação da máquina [10].

Acumulo de sujeira nas palhetas, corrosão, erosão, danos causados por objetos, aumento da folga no topo das pás e vazamentos são as causas mais comuns de deterioração da máquina [11]. Deve-se observar que as falhas em turbinas a gás de aeronaves são diferentes das de turbinas a gás industriais [10]. Os motores de aeronaves operam sem um filtro de ar na entrada e, conseqüentemente, a erosão é o principal fator de degradação, especialmente no compressor. As turbinas a gás industriais utilizam sistemas de filtragem adequados e são susceptíveis a sujidades causadas por partículas pequenas. Uma exceção pode ser em motores sujeitos à injeção de água na entrada do compressor, onde um sistema de tamanho inadequado pode gerar gotículas de água suficientemente grandes para causar erosão nas pás [12]. No entanto, o efeito de uma falha específica no desempenho da turbina a gás é semelhante, independentemente se o motor é usado em aeronaves ou na indústria [13].

## 2.3. Técnicas de Diagnóstico utilizando Inteligência Artificial

Toda turbomáquina perde eficiência ao longo do tempo. O declínio de desempenho de uma turbina a gás pode ser classificado como recuperável e não recuperável. As perdas recuperáveis estão geralmente associadas a falhas que podem ser corrigidas por meio de lavagens com água ou limpeza mecânica das pás e outros componentes, abrindo a unidade. As perdas não recuperáveis estão ligadas a danos em superfícies que não podem ser restaurados por meio de procedimentos operacionais, manutenção ou lavagens, mas apenas pela substituição das peças danificadas [14].

É necessário evitar essas perdas não recuperáveis tanto quanto possível, e a inteligência artificial tem ajudado. As turbinas a gás são um sistema dinâmico não linear com muitos comportamentos dinâmicos, como inércia do rotor, inércia térmica e dinâmica de volume. Esse comportamento dinâmico geralmente se manifesta como um atraso de tempo.

As redes neurais artificiais (ANN) têm fortes habilidades para representar a não linearidade. Entre vários métodos de ANN, as Redes Neurais Feedforward (FNN) mostraram de forma simples como realizar diagnósticos termodinâmicos de sistemas termodinâmicos complexos, como turbinas a gás. A Figura 3 mostra a estrutura de uma FNN [15].

Na figura 3, os primeiros círculos e  $x_1, x_2, \dots, x_i$  são as camadas de entrada, onde  $m_{hi}$  são os pesos da  $i$ -ésima entrada. No meio, são representadas as camadas ocultas e, no final, as camadas de saída. A saída da camada oculta e o resultado da camada de saída são calculados através das equações (10) e (11), respectivamente.

$$A_h = \sum f[(x_i \times m_{hi}) + b_h] \quad (10)$$

$$Y_q = \sum (M_{qk}A_h) + b_k \quad (11)$$

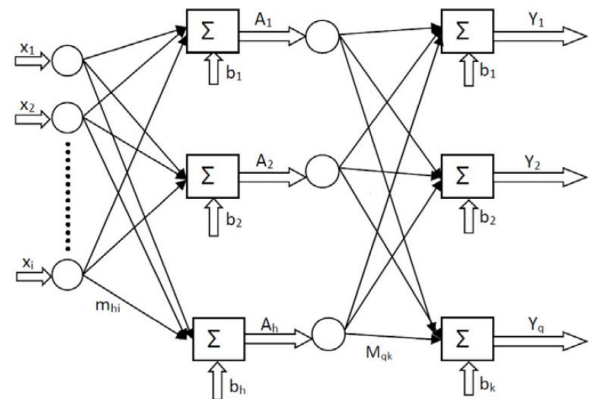


Figura 3. Estrutura da rede neural. Fonte: [15]

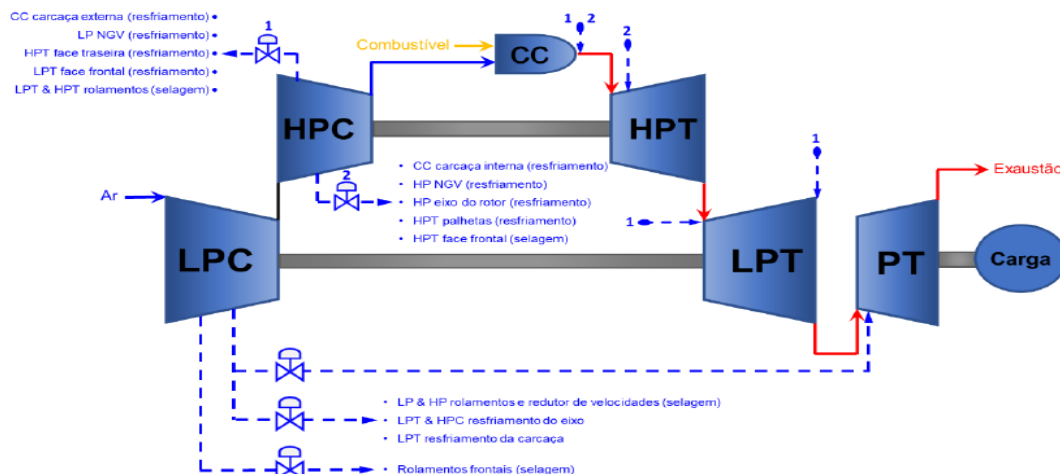


Figura 4. Modelo da turbina a gás. Fonte: Elaboração própria.

## 2.4. Modelagem e simulação da turbina a gás

A turbina a gás simulada é uma turbina a gás de dois eixos com turbina de potência e tem como objetivo modelar a RB211-GT62. Portanto, a turbina é composta por um compressor de baixa pressão, um compressor de alta pressão, uma câmara de combustão, uma turbina de alta pressão, uma turbina de baixa pressão e a turbina de potência, conforme mostrado na Figura 4. Para a construção completa do modelo, foram utilizados blocos representativos para o ambiente, os eixos de baixa pressão, alta pressão e turbina livre, bem como o gerador elétrico e outros componentes auxiliares, como purga da turbina e sangrias de resfriamento.

A turbina a gás em questão produz 30.715 kW de potência nominal com um consumo específico de 9.706 kW/kWh em condições ISO. O gerador de gás apresenta um sistema de palhetas direcionais na entrada do compressor com posição variável (IGV), e dois rotores dividem o equipamento em dois compressores axiais, um de baixa pressão (LP) com sete (7) estágios, e um de alta pressão (HP) com seis (6) estágios, fornecendo uma razão de pressão total de 20:1, e duas turbinas axiais de estágio único. Os eixos LP e HP são mecanicamente independentes, cada um operando em sua própria velocidade de rotação ideal. A câmara de combustão anular possui múltiplos injetores de combustível que podem operar tanto com gás quanto com diesel. Variações nos ângulos das IGV permitem que o gerador de gás opere com máxima eficiência em toda a sua faixa de operação.

Com essas especificações, o modelo da turbina a gás foi criado, utilizando o software MatLab/Simulink com a assistência da biblioteca T-MATS, e as características de operação dos compressores e turbinas puderam ser criadas, conforme mostrado nas Figuras 5 a 7.

A avaliação do modelo é feita através da análise de parâmetros específicos que afetam o desempenho da

turbina a gás, e esses parâmetros são comparados com dados reais, sem exceder erros superiores a 1%. Os parâmetros avaliados foram o fluxo de ar de admissão do compressor, razão de pressão do LPC, razão de pressão total, fluxo de combustível, temperatura de exaustão do gerador de gás, pressão de saída do gerador de gás, temperatura de exaustão da PT, taxa de fluxo total de exaustão, velocidades dos eixos de baixa e alta pressão, consumo específico e potência de saída.

Esses parâmetros foram avaliados e comparados com os resultados obtidos a partir do modelo para temperaturas ambiente de 15°C, 25°C e 35°C. Todos os dados apresentados aqui foram obtidos ao nível do mar (101.325 kPa) e 60% de umidade relativa. O modelo foi validado usando dados obtidos para operação em estado estacionário.

Para analisar o comportamento do turbogerador RB211-GT62, diferentes cenários foram simulados, variando, por exemplo, sua rotação ou a potência produzida, alterando a quantidade de combustível fornecida, a fim de avaliar o comportamento do turbogerador operando em carga total e parcial.

## 2.5. Metodologia de diagnóstico da turbina a gás

O diagnóstico de falhas da turbina a gás considerada é realizado por meio da aplicação de um modelo de rede neural. O modelo de rede neural escolhido é uma combinação de uma rede neural de regressão e uma rede neural de classificação. A rede neural de regressão é um modelo de inteligência computacional usado para resolver problemas de regressão, ou seja, problemas em que a tarefa é prever um valor numérico contínuo com base em um conjunto de entradas. A função principal desta rede é encontrar uma relação funcional entre variáveis de entrada e variáveis de saída. A rede de classificação é um modelo supervisionado no qual o algoritmo aprende a classificar novas observações a partir do conjunto de dados rotulados [16].

### 2.5.1. Coleta de dados

Para criar um banco de dados suficiente para alimentar a rede, o modelo computacional da turbina foi usado para simular diversas condições operacionais, com variações na temperatura ambiente variando de 15°C a 40°C e diferentes condições de carga, variando de 100% a 50% da potência nominal do turbogerador.

Assim, foi possível observar o comportamento da turbina a gás sob diferentes temperaturas ambiente e condições de carga. A principal razão para simular a turbina a gás sob essas diversas condições é replicar cenários do mundo real. Durante a operação em um FPSO (Floating Production Storage and Offloading), a turbina a gás passa por várias variações nas condições

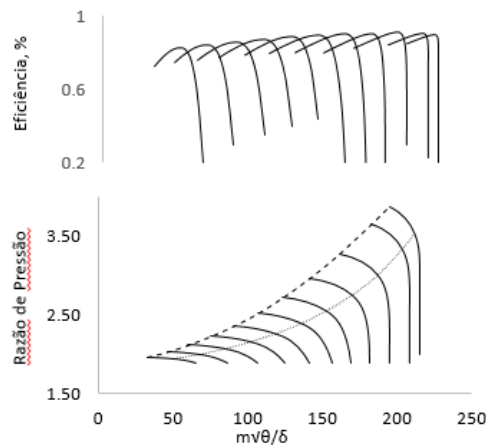


Figura 5. Mapa compressor de baixa pressão. Fonte: Elaboração própria.

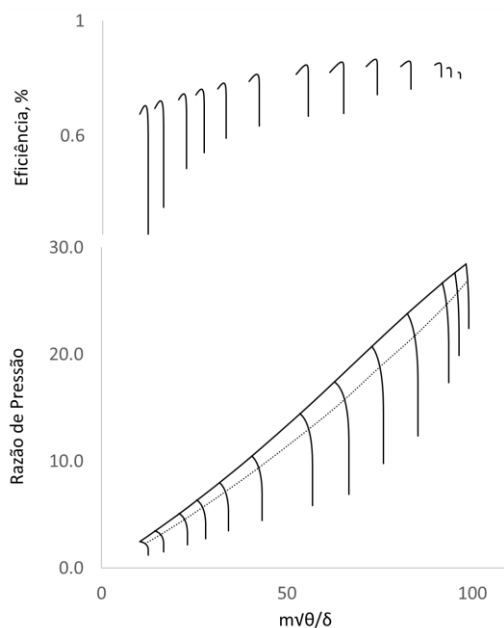


Figura 6. Mapa compressor de alta pressão. Fonte: Elaboração própria.

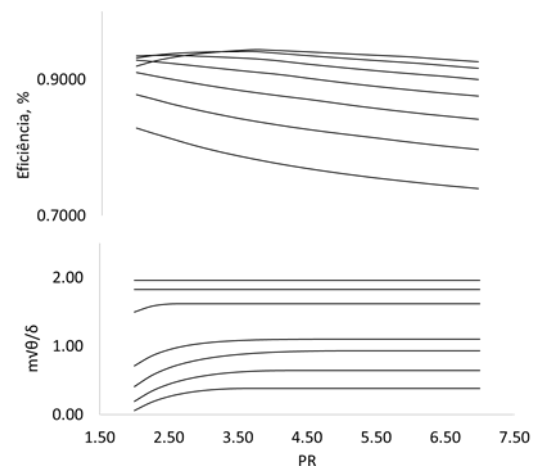


Figura. 7. Mapa da turbina de Potência. Fonte: Elaboração própria.

ambientes e de carga, já que opera em um sistema isolado. No entanto, a pressão ambiente não foi alterada, pois essas turbinas são estacionárias em plataformas, e não há mudança na altitude. A umidade relativa do ambiente também não foi alterada para facilitar a simulação.

As variações de carga usadas para o diagnóstico foram 100%, 75% e 50%, pois essas são as condições mais comuns durante a operação. Essas turbinas operam em um conjunto de quatro (4) turbogeradores alimentando duas barras elétricas, garantindo o compartilhamento de carga, e apenas em condições atípicas essas turbinas operam com carga de 25%.

Neste trabalho, o diagnóstico está focado em falhas que afetam o desempenho da turbina a gás, ou seja, falhas que causam alterações nos parâmetros de operação da máquina, como temperatura, pressão e fluxo de massa. Existem várias falhas que afetam o desempenho da turbina a gás, e para o estudo de caso, este trabalho considerou cinco falhas comuns em turbinas a gás. Estas incluem fouling no LPC com duas severidades - severidade 1 afetando o fluxo de ar do compressor em 5%, e severidade 2 afetando-o em 10%; fouling no HPC com as mesmas severidades do LPC; e uma perda de eficiência de 5% na câmara de combustão.

Também foram consideradas falhas combinadas que podem ocorrer em dois componentes da turbina a gás ao mesmo tempo, que foram fouling no LPC + erosão na PT, perda de eficiência na câmara de combustão + erosão no LPT, e fouling no HPC + erosão no HPT.

Entre todos os parâmetros obtidos da simulação no Matlab/Simulink, aqueles utilizados como entradas na rede neural são temperatura ambiente, temperatura de descarga do compressor de baixa pressão (T2), razão de pressão do compressor de baixa pressão, temperatura de descarga do compressor de alta pressão (T4), razão de pressão total de compressão,



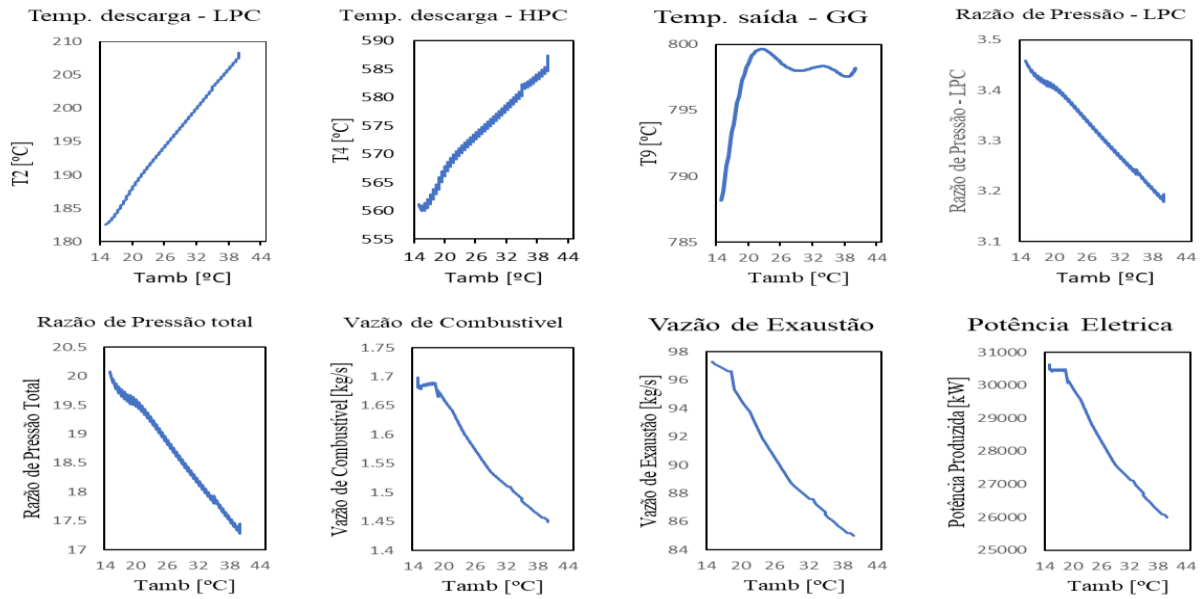


Figura 8. Dados de entrada para a condição nominal. Fonte: Elaboração própria.

temperatura de exaustão do gerador de gás (T9), vazão de combustível, vazão de exaustão e potência produzida. Esses parâmetros foram escolhidos por que tem o maior impacto significativo no desempenho da turbina a gás [7], e são apresentados nos gráficos na Figura 8. Esses gráficos mostram a variação de cada parâmetro individualmente em função da temperatura ambiente para a condição de carga nominal da turbina a gás.

É importante notar que, para o treinamento, validação e teste do modelo de rede neural, os dados coletados abrangem todas as condições de carga simuladas da

máquina. Em outras palavras, as simulações incluem condições de carga nominal, 75% e 50%.

Os parâmetros de saída, escolhidos para avaliar o desempenho do modelo de inteligência computacional e compará-lo com o modelo de turbina a gás simulado no MATLAB, incluem eficiência do compressor de baixa pressão, eficiência do compressor de alta pressão, eficiência da câmara de combustão, eficiência da turbina de alta pressão, eficiência da turbina de baixa pressão, eficiência da turbina de potência e Consumo Específico [15]. Uma abordagem de validação para o modelo de rede neural envolve

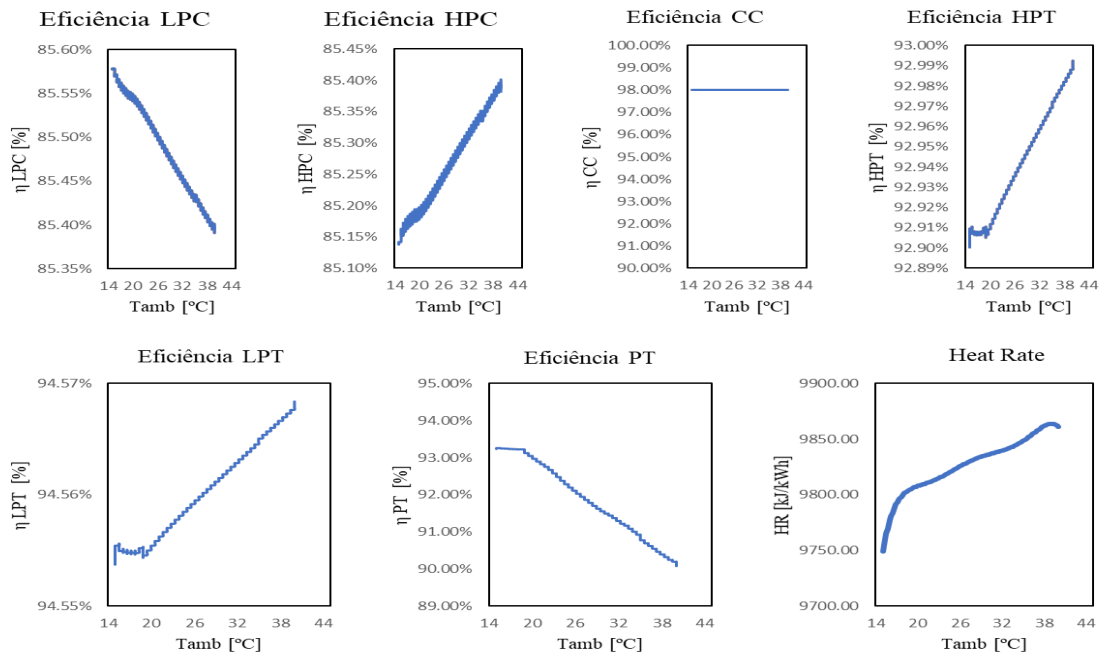


Figura 9. Dados de saída para a condição nominal. Fonte: Elaboração própria.

calcular a diferença entre os valores de simulação do MATLAB e os valores obtidos por meio da rede neural. Os dados usados para a saída da rede neural, coletados sob condições nominais, estão representados na Figura 9. É importante notar que a Figura 9 ilustra os dados obtidos por meio da simulação no MATLAB/Simulink e serão usados para comparação com os dados obtidos pela rede neural.

### 2.5.2. Construção e treinamento do modelo

Para construir o modelo, é necessário pré-processar os dados para colocá-los no formato correto aceito pela rede neural. Assim, o banco de dados foi dividido em conjuntos de treinamento, validação e teste. O conjunto de treinamento representa 70% do banco de dados, o conjunto de validação representa 15% e os restantes 15% são o conjunto de teste.

A construção do modelo envolve dois tipos de redes neurais, uma para regressão e outra para classificação. Ambas as redes têm uma arquitetura de rede neural feedforward (FNN), como mostrado na Figura 10. Em detalhes, ambas as redes neurais compartilham os mesmos nove (9) inputs e possuem dez (10) neurônios na camada oculta. Para a rede neural de regressão, existem sete (7) saídas numéricas, enquanto para a rede neural de classificação, as saídas representam falhas rotuladas.

Para treinar as redes, é necessário definir as funções de ativação para as camadas ocultas e de saída de cada rede. Para a rede neural de regressão, as funções de ativação usadas para a camada oculta e a camada de saída são *tansig* e *purelin*, respectivamente.

A função *tansig* foi escolhida para a camada oculta da rede de regressão porque é uma função não linear que permite que a rede neural aprenda relações complexas nos dados. Isso é crucial para capturar padrões não lineares em problemas de regressão, onde as relações entre as variáveis de entrada e a variável de saída podem ser altamente não lineares. Por sua vez, a função *purelin* foi escolhida para a camada de saída, uma vez que o problema requer saídas lineares. Em outras palavras, o objetivo é prever um valor contínuo, e a saída desejada não precisa ser limitada ou restrita a nenhuma faixa específica.

A avaliação do modelo é realizada usando o conjunto de teste, que representa um conjunto de dados que a rede não encontrou durante o treinamento. Após o treinamento e validação, este conjunto de teste é utilizado para avaliar o desempenho da rede. Esta abordagem permite avaliar se a rede aprendeu efetivamente com os conjuntos de treinamento e validação. Uma maneira de avaliar a rede neural é calculando o Erro Quadrático Médio (MSE), dado que o problema é uma rede de regressão, conforme

mostrado na equação (12) [17]. Onde N é o total de dados,  $Y_n$  é o dado de saída da rede neural e  $Y_s$  é o dado simulado

$$MSE = \frac{1}{N} \sum \left\{ \frac{Y_n - Y_s}{Y_s} \right\}^2 \quad (12)$$

### 3. Resultados e discussão

Os resultados do cálculo do MSE para a rede neural de regressão são apresentados na Figura 11, considerando o problema de falhas isoladas. Os maiores valores de MSE foram observados para a eficiência do Compressor de Alta Pressão (HPC) e a eficiência do Compressor de Baixa Pressão (LPC), que foram de  $5,39 \times 10^{-6}$  e  $2,83 \times 10^{-6}$ , respectivamente. Os resultados do MSE confirmam a avaliação da rede e indicam que a rede é confiável ao operar com um conjunto de dados não visto durante o treinamento

Para a rede neural de classificação no mesmo problema, os métodos de avaliação também foram empregados. A rede alcançou uma precisão de 100% na classificação das falhas simuladas. Isso demonstra como o modelo é capaz de diagnosticar rapidamente e de forma eficiente diferentes estados das condições da turbina a gás, permitindo respostas rápidas às falhas e mantendo a operação da turbina a gás o mais próximo possível do ponto de projeto. Essa abordagem reduz o consumo excessivo de combustível e minimiza as emissões de poluentes no meio ambiente.

Considerando os resultados das falhas combinadas, o MSE para a rede neural de regressão é mostrado na Figura 12. É perceptível que o maior erro ocorre no Compressor de Alta Pressão (HPC) com um MSE de  $5,03 \times 10^{-8}$ , que é um valor muito baixo, similar ao caso de falhas isoladas. Geralmente, a rede de regressão apresentou erros mais baixos para situações de falhas combinadas.

#### 3.1. Aplicação do diagnóstico termodinâmico

Os custos operacionais associados à manutenção de uma turbina a gás como a SGT-A35(GT62) são altos, e a realização de diagnósticos rápidos pode ajudar a prevenir o consumo excessivo de energia e emissões de poluentes mantendo a turbina a gás operando o mais próximo possível do ponto de projeto.

A Tabela 1 apresenta os resultados da simulação termodinâmica tanto para a condição ISO quanto para a condição com falha na câmara de combustão. Com base na condição ISO, a vazão mássica de exaustão da turbina é de 96,8 [kg/s], e assumindo que a máquina opera 24 horas por dia, a quantidade de gases de efeito estufa (GEE) liberados em um dia é de 8.363,5



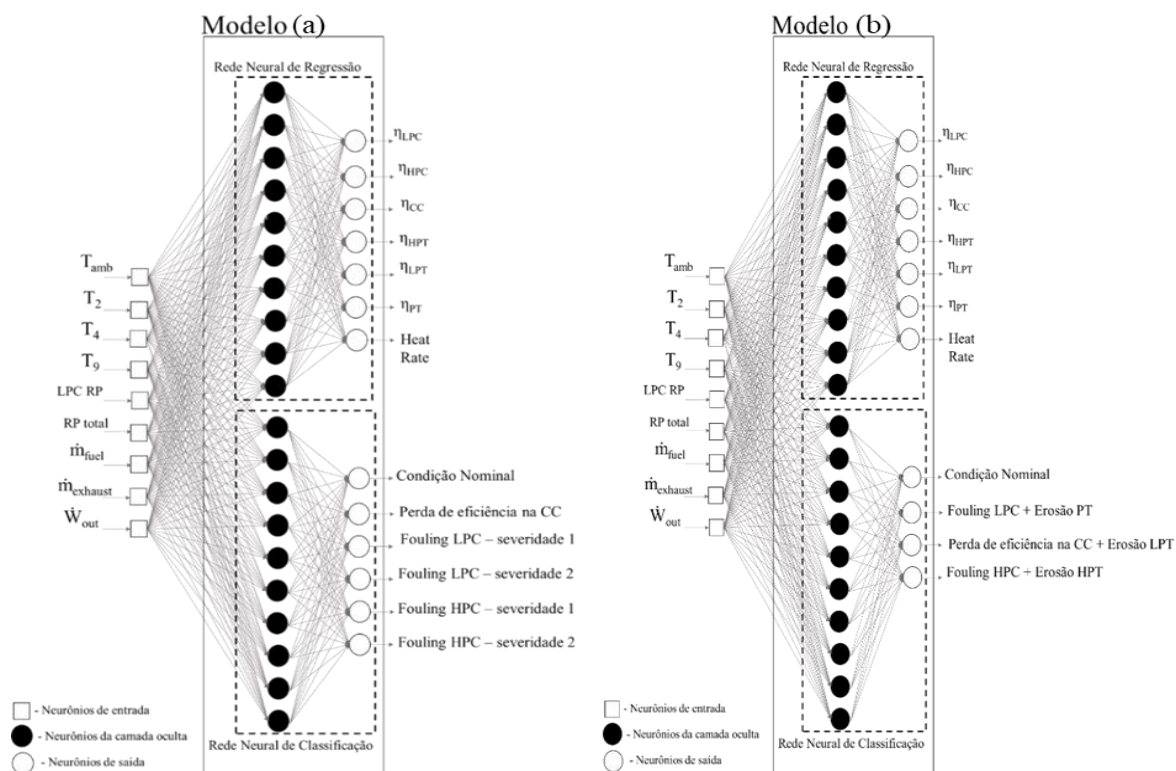


Figura. 10. Modelo de rede neural proposto. (a) Falhas Isoladas. (b) Falhas Combinadas. Fonte: Elaboração própria.

toneladas. Considerando o mesmo cenário para a máquina operando um dia inteiro com uma falha na câmara de combustão, a quantidade de gases liberados na atmosfera é de 8.410,5 toneladas, uma diferença de 47 toneladas em apenas um dia.

Tabela 1. Comparação dos resultados.

	ISO	Falha na CC
Tamb [°C]	15	15
Vazão de comb. [kg/s]	1.68	1.73
Exaustão [kg/s]	96.80	97.34
Potência elétrica [kW]	30495.59	29997.94
HR [kJ/kWh]	9746.57	10177.58

O mesmo se aplica ao consumo de combustível. A máquina operando sob essa condição de falha pode aumentar o consumo de combustível em 4 toneladas por dia, e adicionalmente, a potência produzida pela turbina a gás é menor, potencialmente causando instabilidades na rede elétrica.

O custo operacional para manter a turbina a gás operando nessas condições pode se tornar muito alto. Portanto, é crucial realizar um diagnóstico termodinâmico rápido e eficaz para identificar precisamente o problema. Isso permite uma intervenção rápida para emissões e consumos excessivos.

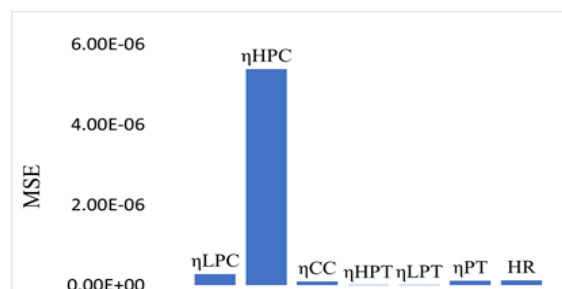


Figura. 11. MSE para a rede de regressão – Falhas Isoladas. Fonte: Elaboração própria.

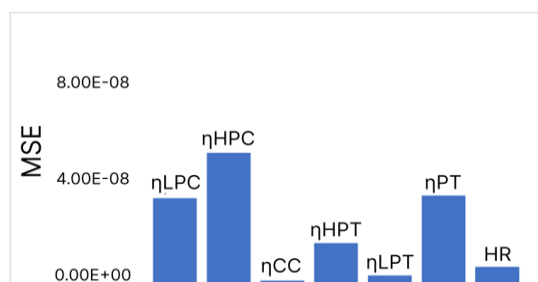


Figura. 12. MSE para a rede de regressão – Falhas Combinadas. Fonte: Elaboração própria.

#### 4. Conclusão

O presente trabalho pode ser dividido em duas partes principais. A primeira parte envolveu a modelagem de uma turbina a gás com o objetivo de gerar dados para realizar o diagnóstico termodinâmico da turbina. Esse

diagnóstico constitui o segundo e principal objetivo deste estudo.

Os modelos escolhidos têm uma arquitetura feedforward, e os hiperparâmetros foram selecionados por tentativa e erro para obter o melhor desempenho da rede. Após o treinamento, o modelo foi testado com dados desconhecidos para as redes. O resultado foi satisfatório, e ambos os modelos apresentaram erros de MSE de no máximo  $5,5 \times 10^{-6}$  para a rede de regressão. O diagnóstico de falhas demonstrou sua importância na redução dos custos de manutenção e, neste estudo, mostrou como é possível reduzir o consumo de combustível e diminuir as emissões de GEE. O trabalho introduziu de forma inovadora um método para diagnóstico termodinâmico em turbinas a gás, que replica efetivamente o comportamento de um turbogerador enquanto identifica anomalias em seus principais componentes simultaneamente.

O modelo proposto realiza de forma eficiente e rápida o diagnóstico de uma turbina a gás. Se implementado, tem o potencial de reduzir as emissões de GEE em até 47 toneladas por dia e evitar o consumo de combustível de até 4 toneladas por dia.

## 5. Agradecimentos

Os autores agradecem a CAPES, CNPq e FAPEMIG pelo apoio recebido para a realização deste trabalho.

## 6. Referências

- [1] Arakelyan E. k.; Andryushin A. V.; Sabanin V. R.; Mezin S. V.; Pashchenko F. F.: Use of Modern Information Technologies to Improve Energy Efficiency of Thermal Power Plant Operation, *Journal of Physics*, vol. 891, 2017
- [2] Mohamed Ben Rahmoune, Ahmed Hafaifa, Abdellah Kouzou, XiaoQi Chen, Ahmed Chaibet. “Gas turbine monitoring using neural network dynamic nonlinear autoregressive with external exogenous input modelling”. *Math. Comput. Simul.* 179 (2021) 23–47.
- [3] A.D. Fentaye, S.I. Ul-Haq Gilani, A.T. Baheta, Y.-G. Li. “Performance-based fault diagnosis of a gas turbine engine using an integrated support vector machine and artificial neural network method”. *Proc. IMechE Part A: J. Power Energy* 233 (6) (2019) 786–802.
- [4] E. Losi, M. Venturini, L. Manservigi, G.F. Ceschini, G. Bechini, G. Cota and F. Riguzzi *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 144 (3) (2022)
- [5] Tahan M., Tsoutsanis E., Muhammada M., Abdul Karim Z. A. “Performance-based health monitoring, diagnostics and prognostics for condition-based maintenance of gas turbines: A review”, *Applied Energy*, vol. 198, 2017
- [6] Bai M., Liu J., Ma Y., Zhao X., Long Z., Yu D. “Long Short Memory Network-Based Normal Pattern Group for Fault Detection of Three-Shaft Marine Gas Turbine”, *Energies* 2021, 14, 13.
- [7] Andrade, A., Venturini, O. J., Cobas, V. R. M., Silva, V. Z.: *Modelling and Performance Analysis of Stationary Gas Turbines Operating Under Rotational Speeds Transients*, Joint Rail Conference, 2021
- [8] Bai M., Liu J., Chai J., Zhao X., Yu D., “**Anomaly Detection of gas turbines based on normal pattern extraction**”, *Applied Thermal Engineering*, vol. 166, 2019
- [9] Siegelmann H. T., Horne B. G., Giles C. L., “**Computational capabilities of recurrent NARX neural networks**”, *IEEE Trans. Syst. Man Cybernet. Part B (Cybernet.)* 27 (2) (1997) 208–215.
- [10] A. M. Y. Rasak, “**Industrial Gas Turbines – Performance and Operability**”, CRC, 2007
- [11] Kurz R, Brun K, Wollie M. Degradation effects on industrial gas turbines. *J Eng Gas Turb Power* 2009;131.
- [12] Kurz R, Simmons HR. Aerodynamic instability and life-limiting effects of inlet and interstage water injection into gas turbines. *J Eng Gas Turb Power* 2006;128:617
- [13] Tahan M., Tsoutsanis E., Muhammad M., Karim Z. A. A., “Performance-based health monitoring, diagnostics and prognostics for condition-based maintenance of gas turbines: A review”, *Applied Energy*, v. 198, pp. 122-144, 2017
- [14] Brooks F. J., “**GE Gas Turbine Performance Characteristics**”, GE Power Systems, GER3567H, 2015
- [15] Alblawi A., “Fault diagnosis of industrial gas turbine based on thermodynamic model coupled with a multi feedforward artificial neural networks, *Energy Reports*, vol 6, 2020
- [16] Horta G. E., *Aplicação de Máquina de Aprendizado extremo ao Problema de Aprendizado Ativo*, tese de doutorado, UFMG, 2015
- [17] Passos D, Mishra P., “A tutorial on automatic hyperparameter tuning of deep spectral modelling for regression and classification tasks”, *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 223 (2022), 104520