

GRUPO DE ESTUDO DE GERAÇÃO TÉRMICA - GGT

MINERAÇÃO DE DADOS APLICADA À MANUTENÇÃO PREDITIVA DE ATIVOS

HEMIR DA CUNHA SANTIAGO*(1); ANTHONY JOSÉ DA CUNHA CARNEIRO LINS(1); PATRICIA DRAPAL DA SILVA(1); STARCH MELO DE SOUZA; CARLOS ALBERTO DOS SANTOS CUNHA(2); RICARDO BASTOS CAVALCANTE PRUDÊNCIO(1)

IN FORMA SOFTWARE S/A(1); TERMOCABO S.A. (2)

RESUMO

Este trabalho faz parte do projeto de P&D “Mapa de riscos em tempo real baseado em aprendizagem de máquina aplicada na manutenção preditiva” que realizou o desenvolvimento de um sistema inteligente, baseado em aprendizagem de máquina, para predição do nível de risco de falha de equipamentos em tempo real. O sistema utiliza os dados de medidores das condições dos ativos e de eventos da planta de uma usina termelétrica do NE do Brasil, sendo regulado pela ANEEL. A metodologia CRISP-DM foi usada para a realização das atividades de mineração de dados. Os dados foram extraídos das fontes disponibilizadas pela termelétrica (*RDO InTouch* e *EquipMaint*).

PALAVRAS-CHAVE

Mineração de Dados, Manutenção Preditiva, Gestão de Ativos, Aprendizagem de Máquina.

1. 1.0 INTRODUÇÃO

No Brasil, a geração termelétrica vem sofrendo um aumento considerável no número de despachos para atendimento da demanda do Sistema Interligado Nacional – SIN. Dentre os inúmeros motivos, é possível citar a possibilidade de produção em uma quantidade constante durante todo o ano, restrições hidrológicas, atrasos para entrada em operação de novos empreendimentos de geração e transmissão e o baixo volume armazenado de energia (TORRES, 2018). Situações como essas, demandam ajustes significativos nos planos de manutenção das usinas termelétricas (UTES), evitando os riscos de indisponibilidade momentânea de um ou mais ativos, e garantindo a disponibilidade e a confiabilidade energética (MORADI, 2018). Em setores regulados, o custo da falha tende a ser alto pois está relacionado à indisponibilidade de serviços essenciais e sem reposição, dessa forma, as falhas podem gerar perda de faturamento e penalidades contratuais ou regulatórias.

Para evitar a indisponibilidade de um ativo, é fundamental a realização da análise econômica durante todo o seu ciclo de vida, que se entende pelo período que o equipamento está funcionando na empresa. Essa análise propicia um conhecimento mais profundo sobre o comportamento do ativo e auxilia as empresas também na área de gestão ambiental, visto que assim é possível identificar o momento certo para o descarte e como deve ser feito este descarte de forma a minimizar os impactos ambientais associados (ZAMPOLLI, 2015).

O presente trabalho faz parte de um projeto de pesquisa e desenvolvimento (P&D) que tem como objetivo o desenvolvimento de um sistema inteligente, baseado em aprendizagem de máquina, para predição do nível de risco de falha de partida de unidades geradoras em tempo real. O sistema utiliza os dados de medidores das condições de unidades geradoras e de eventos da planta de uma usina termelétrica do Brasil, sendo regulado pela ANEEL.

Para a execução das etapas de desenvolvimento do projeto foi utilizada a metodologia CRISP-DM (SHEARER, 2000). A CRISP-DM é uma metodologia mundialmente utilizada em projetos de mineração de dados (data mining), envolvendo as seguintes fases: (1) Entendimento do negócio, (2) Entendimento dos Dados, (3) Preparação dos Dados, (4) Modelagem, (5) Avaliação e (6) Implantação. Neste trabalho, apresentamos os resultados obtidos após a execução de cada uma das seis fases da CRISP-DM, concluindo com um *dashboard* implantado em uma subestação que monitora os riscos de unidades geradoras virem a falhar durante suas partidas.

O principal resultado do projeto é a otimização do monitoramento feito pelo operador da de 339 medições de sensores distribuídos em diversas telas do SCADA da planta. O operador, que é responsável por monitorar esses sensores ao mesmo tempo e que muitas vezes não percebe pequenas mudanças nos valores, passa a ter a possibilidade de monitorar apenas 3 telas do *dashboard*, uma para cada unidade geradora, e caso qualquer medição minimamente destoe do esperado, o risco do referido sistema aumentará e o operador olhará para a tela do SCADA referente a esse sistema para tomar uma ação.

Este artigo está estruturado da seguinte forma: Na Seção 2, é apresentada a aplicação da metodologia CRISP-DM nas atividades do projeto de P&D. Na Seção 3, são apresentados os resultados obtidos a partir da aplicação da metodologia. Finalmente, na Seção 4, são discutidas as conclusões a partir dos resultados apresentados e os trabalhos futuros.

2. 2.0 DESENVOLVIMENTO

A metodologia CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*)¹ foi escolhida para guiar as atividades de mineração de dados, pois provê a estrutura necessária para a obtenção rápida, simples e barata de resultados, além de ser fácil de ser gerida (SHEARER, 2000). A Figura 1 apresenta as fases desta metodologia. As etapas do projeto de P&D estão relacionadas às fases da metodologia CRISP-DM: a Etapa de Identificação dos Dados Relevantes e ETL atende às fases de Entendimento do Negócio, Entendimento dos Dados e Preparação dos Dados (início); as Etapas de Criação de um Data Mart² e de Reconhecimento de Padrões de Falha concluem a fase de Preparação de Dados, a Etapa de Criação do Modelo de Previsão de Nível de Risco de Falha em Tempo Real corresponde às fases de Modelagem e Avaliação e as Etapas de Desenvolvimento de um *dashboard* e do Projeto Piloto atendem à fase final de Implantação. Este trabalho descreve a passo a passo de todas as atividades das fases desta metodologia que foram executadas durante a execução do projeto P&D, como explicadas a seguir.

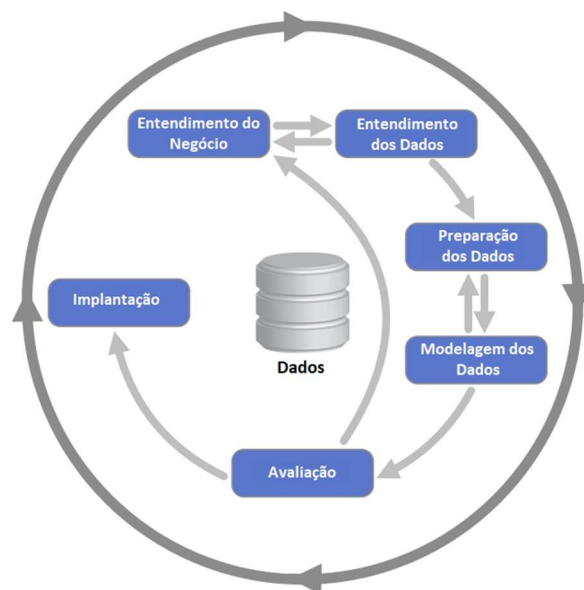


FIGURA 1 – Fases do modelo CRISP-DM. (Fonte: SHEARER, 2000)

2.1. Fase De Entendimento Do Negócio

A fase de Entendimento do Negócio tem como foco o entendimento dos objetivos do projeto a partir da perspectiva do problema apresentado: a manutenção preditiva de ativos, convertendo esse conhecimento em uma definição do problema de mineração de dados. Para contemplar esta fase, foram realizadas reuniões com colaboradores da termelétrica. Um questionário de pré-levantamento também foi aplicado para obter informações, como potenciais objetivos e/ou expectativas, lista de indicadores importantes para a gestão integrada dos riscos e a origem das fontes de dados a serem utilizadas.

2.2. Fase De Entendimento Dos Dados

A fase de Entendimento dos Dados está relacionada à coleta inicial e à familiarização com os dados, buscando identificar problemas de qualidade e padrões relevantes de comportamento. Esta fase contempla as atividades do

¹ <http://crisp-dm.eu/>

² https://pt.wikipedia.org/wiki/Data_mart

primeiro processo de ETL (*Extraction*). Neste sentido, foram estudados os comportamentos de três unidades geradoras (ou motogerador) 18V46 Wärtsilä objetivando entender o que os levam a falhar durante suas partidas. Para isso, foram analisados dados de 189 medições analógicas coletados por sensores e armazenados pelo Sistema de Supervisão e Aquisição de Dados (SCADA) *InTouch*³.

Em seguida, a fim de identificar os dias que a planta esteve em operação e separar os momentos de partida das unidades geradoras, foram analisados os Relatórios Diários de Operação (RDO) que são preenchidos manualmente pelos operadores durante os seus turnos de trabalho com informações relevantes sobre o funcionamento da planta.

Por fim, foram coletados registros de falhas ocorridas durante a partida das unidades geradoras do sistema de O&M *EquipMaint*⁴. Essas informações foram validadas pela comparação com as informações registradas em Relatórios de Perturbação⁵ que relatam as análises das perturbações ocorridas, as atividades investigativas e as causas dessas perturbações.

2.3. Fase De Preparação Dos Dados

A fase de Preparação dos Dados tem como objetivo construir o conjunto de dados que será utilizado nas demais etapas do projeto. A primeira atividade realizada nesta fase foi a “limpeza padrão” do conjunto de dados, onde foram identificadas as variáveis faltantes que tornam alguns dados irrelevantes, sendo desconsiderados para as Etapas de Criação de um *Data Mart* e de Reconhecimento de Padrões de Falha, que concluem a fase de Preparação dos Dados. Esta fase contempla os últimos dois processos de ETL (*Transformation* e *Load*), que corresponde à análise dos dados disponíveis, à identificação daqueles que são relevantes para serem utilizados nas soluções de aprendizagem de máquina abordadas no projeto P&D e o armazenamento dos dados preparados numa fonte unificada.

O processo de seleção das variáveis mais relevantes foi realizado pela opinião de especialistas em engenharia mecânica e elétrica, onde houve a redução de 189 medições para 113, por unidade geradora. Essas variáveis são principalmente de sensores que estão relacionados à alarmes de *shutdown* da unidade geradora que levam ao desligamento não planejado brusco da máquina. Por exemplo, a temperatura de saída do lado A do motor do sistema de arrefecimento de alta temperatura ao atingir 105 °C desliga o motor. Posteriormente, essas medições foram separadas por sistema em cada unidade geradora, como, por exemplo, sistema de arrefecimento de alta temperatura (HT) e sistema do turbocompressor do lado A do motor.

A última parte da fase de preparação dos dados foi a normalização dessas medições. O principal objetivo da normalização é mudar a escala das variáveis para um intervalo comum sem que haja perda nos diferentes intervalos entre os valores. Esse procedimento impede que os algoritmos de Aprendizagem de Máquina interpretem que a intensidade das medições se sobreponha em relação à qualidade da informação da variável. Por exemplo, considere duas variáveis: Var1 e Var2. Var1 varia de 0 a 10 bar, enquanto que Var2 varia de 0 a 200 °C. Ou seja, Var2 é 20 vezes maior que Var1. Como consequência, ao se treinar um modelo de Aprendizagem de Máquina com esses dados, Var2 intrinsecamente influenciará mais no resultado final do que Var1 por ser considerada mais importante pelo modelo. Em outras palavras, a intensidade do valor da variável se sobressai em relação à informação que a mesma carrega. Neste sentido, as escalas das variáveis foram alteradas para o intervalo [0, 1].

2.4. Modelagem Dos Dados

Na fase de Modelagem dos Dados as técnicas de mineração de dados são aplicadas aos dados para construir modelos inteligentes. Por isso, para cada um dos sistemas mencionados anteriormente foi treinado um modelo usando técnicas de Aprendizagem de Máquina chamadas de “agrupamento” ou “clusterização”. Essas técnicas procuram agrupar os dados segundo seu grau de semelhança. Os grupos construídos são chamados de clusters e o ponto central de cada grupo é chamado de centróide. Essas técnicas são semelhantes a problemas de classificação mas com a diferença de que não são disponibilizados dados rotulados, ou seja, é um treinamento não supervisionado. Por exemplo, se o intuito da problemática fosse separar laranjas e maçãs, no treinamento supervisionado (classificação) os dados usados para treinar os modelos seriam exemplos de laranjas e maçãs com a etiqueta de qual fruta se trata. Entretanto, se esse problema fosse tratado como não supervisionado (agrupamento), as etiquetas “maçã” e “laranja” não existiriam e o modelo tentaria separar as frutas em grupos (*clusters*) com características semelhantes, que resultaria em um grupo de maçãs e outro de laranjas.

³ <https://www.wonderware.com/pt-br/hmi-scada/intouch/>

⁴ <https://www.informa.com.br/solucoes/>

⁵ http://apps08.ons.org.br/ONS.Sintegre.Proxy/ecmprsite/ecmfragmentsdocuments/Subm%C3%B3dulo%206.3-RS_2020.12.pdf

A Figura 2 abaixo mostra as variáveis do sistema de arrefecimento de alta temperatura (HT) da unidade geradora 3 antes e depois da aplicação da técnica de agrupamento K-means (LIKAS, 2003) nos dados históricos de partidas com sucesso. No eixo das abscissas foi fixada a variável de temperatura de saída do lado A do motor e as demais variáveis aparecem no eixo das ordenadas. O centro de cada grupo está marcado com um 'x' e cada grupo está representado em 4 cores diferentes: laranja, azul, marrom e roxo.

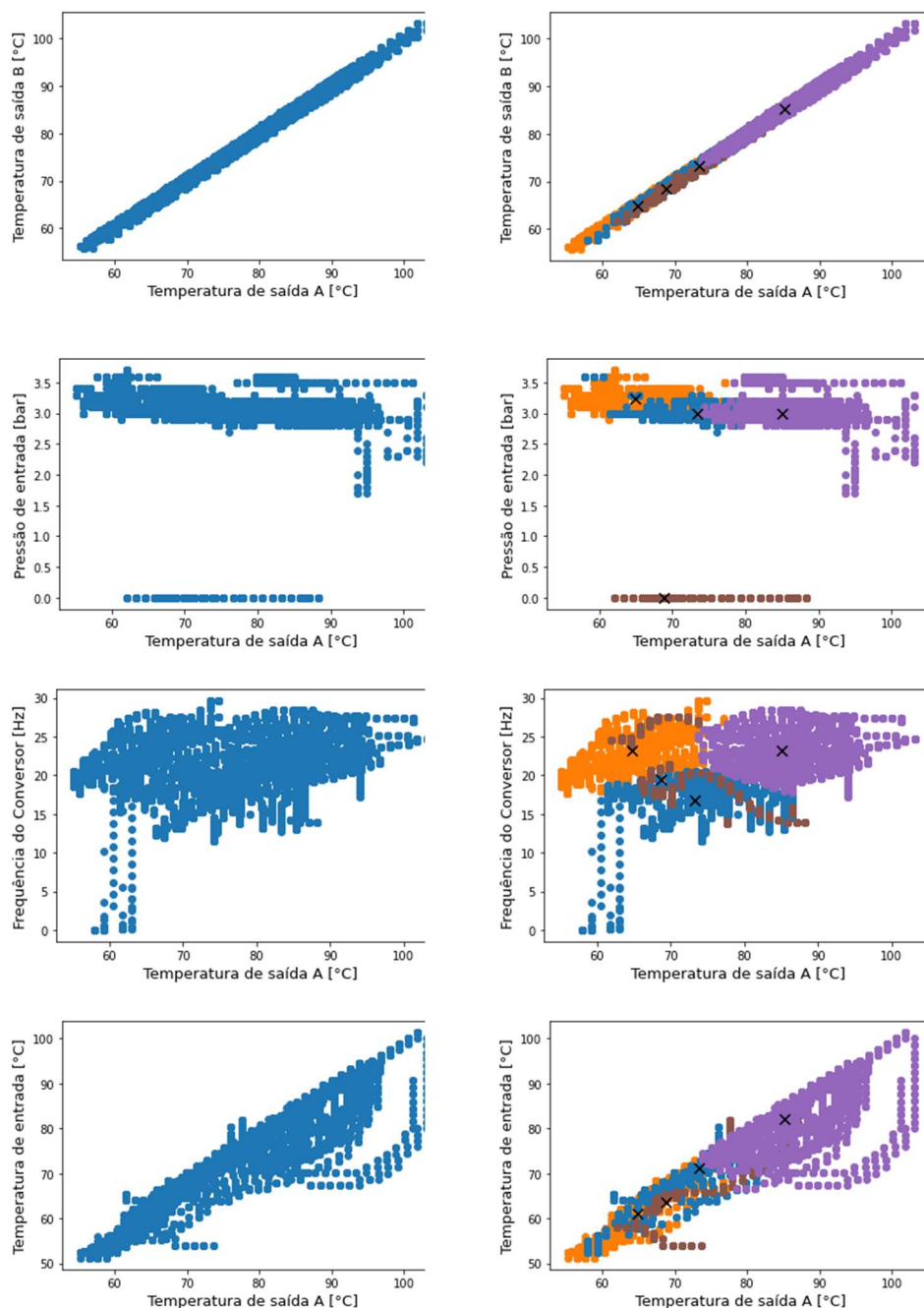


FIGURA 2 – Dados antes e depois da aplicação da técnica de agrupamento K-means com 4 *clusters*. (Fonte: Autores)

As técnicas de agrupamento foram escolhidas porque falhas de partida de unidades geradoras é um evento que ocorre com frequência muito baixa. Isso implica em um histórico de dados com poucas etiquetas de falha, sendo necessário encarar como um problema de aprendizado não supervisionado. A solução foi então usar o histórico de medições de partidas com sucesso para criar os grupos (*clusters*) com características semelhantes e que refletem o comportamento esperado para um partida não falhar. Sendo assim, em uma nova partida da unidade geradora, se as medições não pertencerem a nenhum dos grupos, ou seja, estiverem muito longe do centróide mais próximo,

significa que as características da partida são diferentes da esperada para uma partida ser bem sucedida e o risco de falha é alto. A Figura 3 abaixo apresenta essa ideia com as variáveis do sistema HT ilustradas anteriormente. Os pontos mais próximos dos centróides foram marcados com a cor verde. Quanto mais os pontos se afastam dos centróides mais próximos, as cores mudam para amarelo, laranja e, por fim, vermelho, indicando riscos mais elevados.

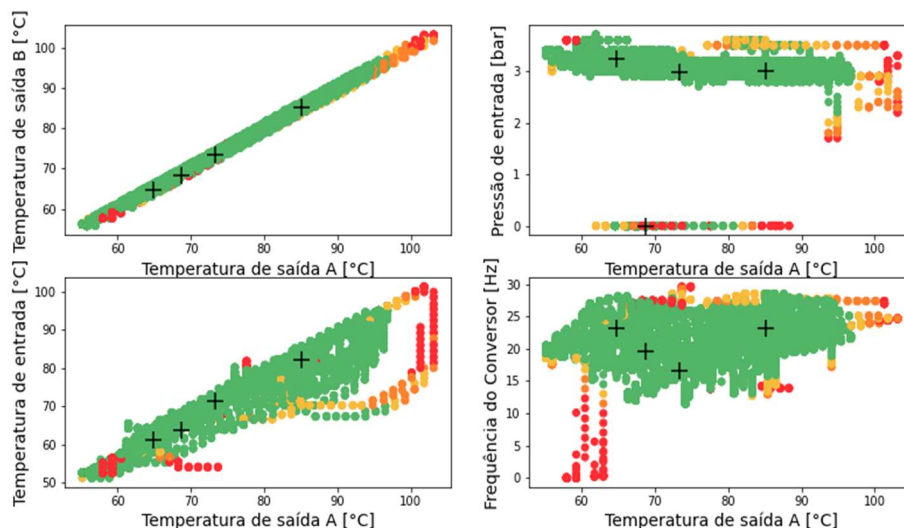


FIGURA 3 – Classificação dos pontos segundo seu grau de risco em cores. (Fonte: Autores)

Ao final da fase de modelagem, um modelo de risco de falha de partida foi treinado para cada sistema de cada unidade geradora, resultando em 84 modelos prontos para a próxima fase.

2.5. Avaliação

A fase de Avaliação consiste nos testes dos modelos construídos na fase anterior para checar se estão condizentes com as expectativas do negócio e para avaliar seus desempenhos. Nesta perspectiva, os modelos foram testados em partidas das unidades geradoras que falharam devido à atuação de alarmes e, consequentemente, calibrados para terem maior sensibilidade na detecção de comportamentos anormais dos sistemas. A causa de cada falha foi validada nos Relatório de Perturbação (RP). Ao finalizar os testes de todos os 84 modelos construídos e suas respectivas calibrações, estes estavam prontos para serem implantados no ambiente da usina.

2.6. Implantação

Na última fase do CRISP-DM é realizada a implantação da solução do projeto de mineração de dados. O fluxo de ETL foi implantado em um servidor que está instalado na usina e os dados das medições analógicas dos sensores passaram a ser coletados diretamente dos Controladores Lógico Programáveis (CLPs) e armazenados em um banco de dados PostgreSQL em tempo real. Os modelos construídos foram integrados na saída do fluxo ETL para calcular os riscos de falha das unidades geradoras a partir dos dados coletados e transformados. Por fim, os riscos calculados são mostrados em tempo real em telas de um *dashboard* em televisores e computadores.

3. 3.0. RESULTADOS

Ao finalizar as seis fases da metodologia CRISP-DM o sistema foi implantado em um servidor dentro da usina termelétrica. Neste servidor, o processo começa com os dados extraídos dos CLPs em tempo real via protocolo *modbus*, sendo posteriormente armazenados em um banco de dados. Em seguida, ocorrem as transformações necessárias dos dados para se adequarem aos modelos de risco de falha, como a separação por sistema (por exemplo: arrefecimento HT) e a normalização dos dados (mudança de escala para [0,1]). Na sequência, são calculados os riscos de falha por sistema que são enviados para as telas do *dashboard*. Finalmente, os usuários da usina fazem o acompanhamento dos riscos de falha de partida das unidades geradoras em tempo real.

Com o intuito de ilustrar os desempenhos dos modelos mencionados até aqui, a Figura 4 apresenta um exemplo de uma partida da unidade geradora 3 que falhou no dia 04/01/2021. Os riscos de falha de cada um dos 28 sistemas foram calculados pelos modelos. As faixas verde, amarela, laranja e vermelha no fundo dos gráficos representam os riscos baixo, médio, alto e crítico, respectivamente. Além disso, os eixos das ordenadas também mostram os riscos nas porcentagens de 0 a 100%. O desligamento não planejado ocorreu porque as temperaturas de saída do lado A e B do sistema de arrefecimento de alta temperatura (HT) do motor acionaram seus alarmes de *shutdown* ao atingirem 105 °C. A causa, segundo o RP, foi devido ao fechamento abrupto da manopla da válvula de 3 vias. Percebe-se que em torno das 06:08 da manhã, o risco do sistema HT começa a subir rapidamente. Ademais, os

9 cilindros do lado A do motor e os 9 do lado B começaram a aquecer rapidamente, também elevando seus riscos. É de se esperar que isso ocorra porque o sistema de arrefecimento controla as temperaturas do motor e dentro das camisas dos cilindros ocorrem combustões. Finalmente, os demais sistemas apresentaram comportamento normal.

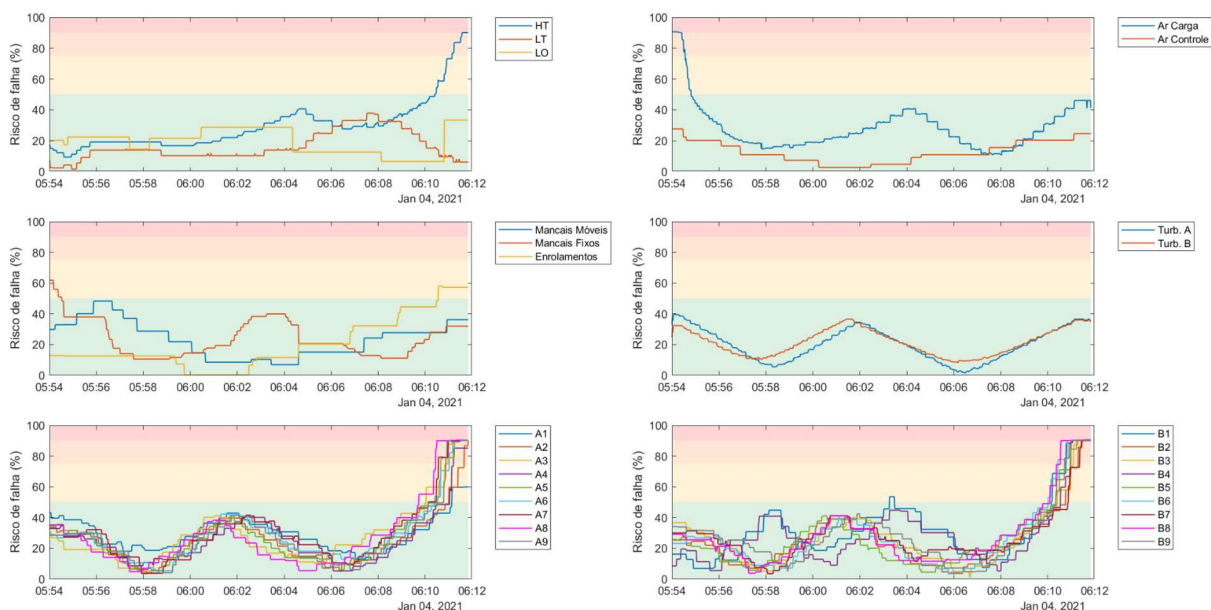


FIGURA 4 – Evolução temporal do risco da partida para a Unidade Geradora 3. (Fonte: Autores)

A Figura 5 apresenta um exemplo da tela de riscos da unidade geradora 1 do *Dashboard* e como seria o acompanhamento da partida da máquina pelo operador da planta. Os riscos baixo, médio, alto e crítico apresentados dos 28 sistemas foram calculados com dados reais e aparecem em porcentagens e nas cores verde, laranja, amarelo e vermelho. Cada sistema é indicado pelo seu nome e seu risco, como, por exemplo, o sistema de óleo lubrificante (L.O) que aparece com 41,35% de risco de vir a acionar seus alarmes de *shutdown*. A principal vantagem dessa aplicação é que nesta única tela apresentada estão resumidos os comportamentos de 113 medições analógicas da unidade geradora 1. Consequentemente, o operador, que é responsável por monitorar diversas telas do SCADA com essas medições ao mesmo tempo e que muitas vezes não percebe quando os valores começam a destoar do normal, pode se concentrar nessa única tela e, caso qualquer medição minimamente destoe do esperado, o risco do referido sistema aumentará e o operador voltará sua atenção para a tela do SCADA referente a esse sistema para tomar uma ação.

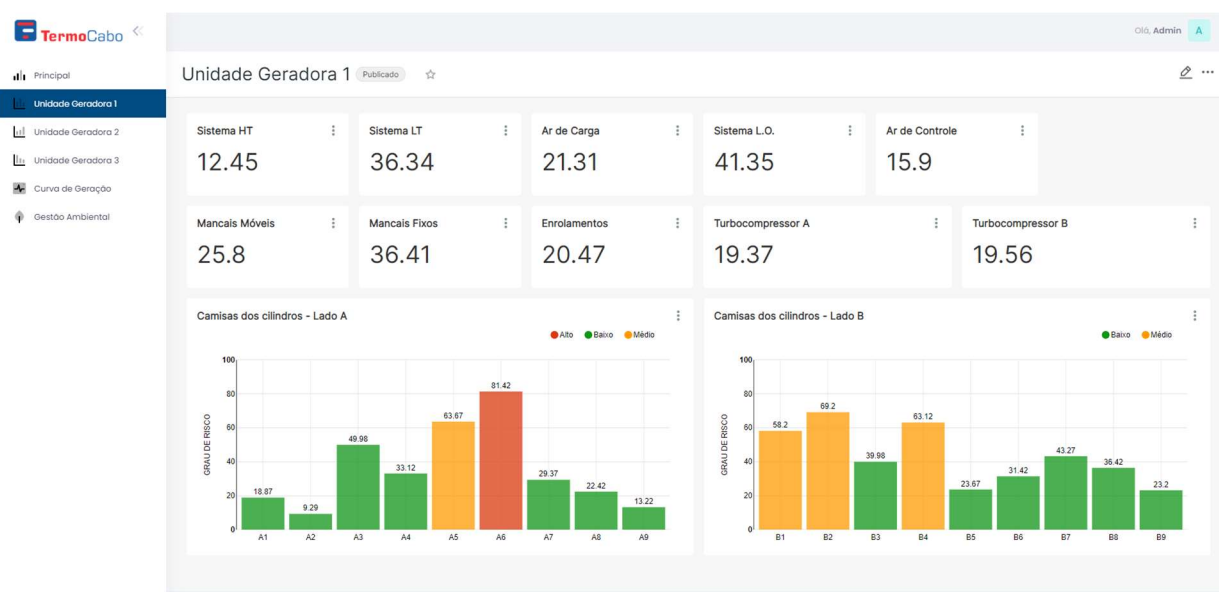


FIGURA 5 – Tela do *dashboard* da Unidade Geradora 1. (Fonte: Autores)

Ademais, é importante mencionar que, apesar de não ter sido objetivo principal do projeto, outras funcionalidades foram acrescentadas no *dashboard* no decorrer do projeto como o monitoramento das atividades relacionadas à Gestão Ambiental e o acompanhamento da Curva de Geração de energia elétrica do país. A Figura 6 apresenta a tela principal do *dashboard* que resume todas estas informações, assim como os riscos de partida das unidades geradoras. No topo esquerdo está o prazo final da Licença de Operação da planta, segundo a direita pelas atividades referentes a esta licença que precisam ser atendidas e que não podem vir a atrasar (por exemplo: análise mensal de óleo combustível e pagamento da taxa de controle e fiscalização ambiental). Abaixo, também do lado direito estão os riscos das unidades geradoras e à direita está a curva de geração de energia do Brasil por fonte de energia (por exemplo: eólica, hidráulica e solar). As demais telas do *dashboard* apresentam todas essas informações com maior nível de detalhamento, como, por exemplo, a tela dedicada à Gestão Ambiental apresentada na Figura 7. Nesta tela são expostos os nomes de cada atividade ambiental, seguida do prazo final para renovação, dias restantes para terminar a atividade antes do prazo final e de modo a não atrasá-la e, por fim, os dias até o prazo final. Propositamente foram incluídos alguns exemplos de atividades em atraso para simular como essas informações ficam expostas em vermelho para chamar a atenção.

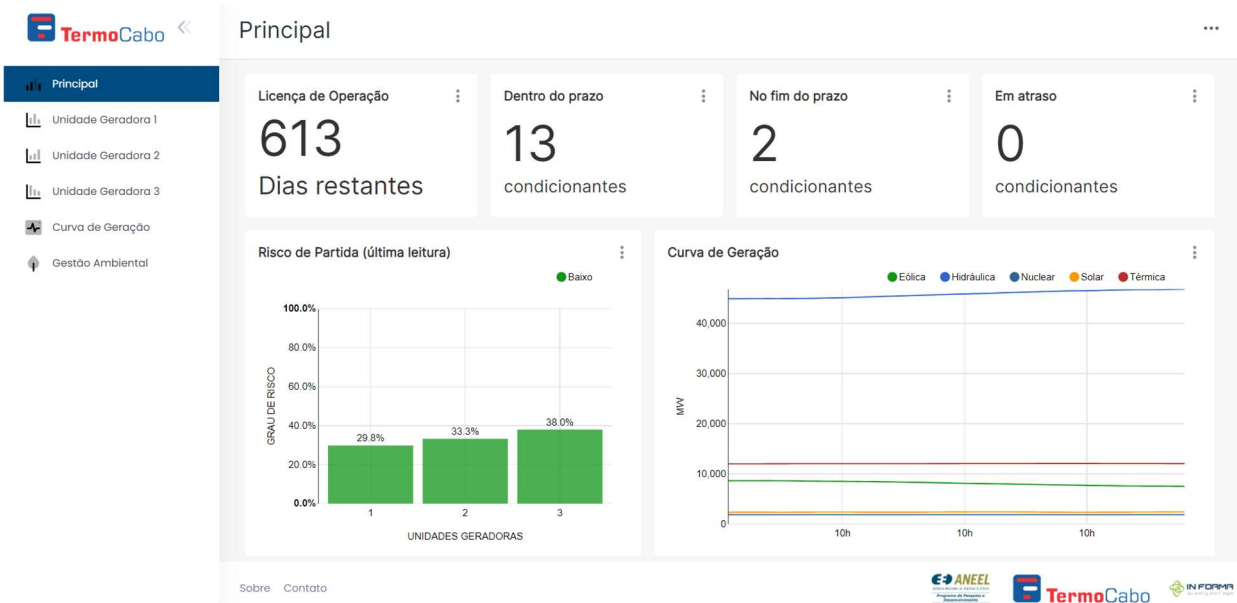


FIGURA 6 – Tela Principal do *dashboard*. (Fonte: Autores)

Gestão Ambiental Rascunho

Prazos de Licenças e Atividades

Descrição	Prazo	Dias Restantes	Dias para Renovação
ANÁLISE DE ÓLEO COMBUSTÍVEL	26/02/2021	-136	-131
ANÁLISE DE ÓLEO LUBRIFICANTE	26/02/2021	-136	-131
ESGOTAMENTO SANITÁRIO	23/11/2021	119	139
ANÁLISE DE RUÍDOS	27/01/2022	144	204
TAXA CONTROLE FISCALIZAÇÃO AMBIENTAL TFAPE - CPRH	05/07/2021	-17	-2
PLANILHA DE RESÍDUOS SÓLIDOS	27/01/2022	184	204
DECLARAÇÃO ANUAL DE RESÍDUOS SÓLIDOS	27/01/2022	174	204
ANÁLISE DE EMISSÕES ATMOSFÉRICAS	27/01/2022	144	204
TAXA DE CONTROLE E FISCALIZAÇÃO AMBIENTAL - TCFA - IBAMA	07/07/2021	-10	0
ALVARÁ DE FUNCIONAMENTO MUNICIPAL	24/11/2021	115	140
LICENÇA DE OPERAÇÃO	27/01/2023	419	569
ANÁLISE DE SOLO	26/01/2025	1239	1299
ATESTADO DE REGULARIDADE DOS BOMBEIROS	10/11/2021	101	126

Sobre Contato

ANEEL, TermoCabo, IN FORM

FIGURA 7 – Tela da Gestão Ambiental no *dashboard*. (Fonte: Autores)

4. 4.0. CONCLUSÕES

Este trabalho apresenta as atividades de mineração de dados para aplicação na manutenção preditiva de 3 unidades geradoras em um termelétrica no NE do Brasil. A metodologia CRISP-DM foi utilizada para guiar as atividades de mineração necessárias para a obtenção dos resultados apresentados na Seção 3.

Os dados foram extraídos das fontes disponibilizadas pela termelétrica (Relatório Diário de Operação, Relatório de Perturbação, SCADA *InTouch* e *EquipMaint*). A partir desse ponto foi possível analisar e selecionar as informações que são relevantes, segundo opinião de especialistas em engenharia mecânica e elétrica, culminando na separação das variáveis de cada unidade geradora em sistemas.

Também é importante mencionar que o aprendizado de máquina foi não supervisionado, ou seja, os dados não estavam etiquetados e os modelos aprenderam através de técnicas de agrupamento o comportamento esperado para uma partida não falhar. Essa decisão foi devido aos poucos exemplos de falhas de partida.

O *Dashboard* construído visa evitar desligamentos abruptos não planejados de unidades geradoras durante suas partidas, busca otimizar as atividades dos operadores da planta ao reduzir o número de telas a serem monitoradas em tempo real e auxilia na gestão ambiental e no acompanhamento das fontes energéticas do país. Considerando o sucesso dessa aplicação, esta tem potencial para futuramente ser aplicada em períodos de operação da planta e incluir novas funcionalidades.

O sistema proposto pelo projeto é aplicável na predição de risco de ativos de rede de qualquer Geradora, Distribuidora e Transmissora (GTD), sem alterações expressivas. Portanto, as ideias e o conhecimento adquiridos no projeto poderão ser estendidos para outras iniciativas dentro do setor de energia.

5. 5.0. AGRADECIMENTO

Os autores agradecem o suporte técnico e financeiro da TERMOCABO S.A. através do Programa de P&D da ANEEL para o desenvolvimento do projeto de pesquisa intitulado: “PD-02901-00032019: MAPA DE RISCO EM TEMPO REAL BASEADO EM MÁQUINA APRENDENDO APLICADO EM MANUTENÇÃO PREDITIVA”.

6. 6.0. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

LIKAS, A., VLASSIS, Ni., VERBEEK, J. J. The global k-means clustering algorithm. *Pattern recognition*, v. 36, n. 2, p. 451-461, 2003.

MORADI, M., CHAIBAKHSH, A., RAMEZANI, A. An intelligent hybrid technique for fault detection and condition monitoring of a thermal power plant. *Applied Mathematical Modelling*, v. 60, p. 34-47, 2018.

SHEARER, C. The CRISP-DM model: the new blueprint for data mining. *Journal of data warehousing*, v. 5, n. 4, p. 13-22, 2000.

TORRES, M. M., “*Sistema de monitoramento e diagnóstico de falhas em geradores com sistema de excitação brushless*”, dissertação de mestrado – Universidade Federal de Itajubá. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, 2018.

ZAMPOLLI, M. Gestão de Ativos - Guia para aplicação da Norma ABNT ISO 55001. International Copper Association Latin America. 2015.

DADOS BIOGRÁFICOS



Bacharel em Ciência da Computação pela Universidade Católica de Pernambuco (2004), Mestre e Doutor em Ciência da Computação pela UFPE (2009, 2017).

Trabalhei como coordenador de cursos técnicos, superiores e de pós-graduação na Faculdade IBRATEC (2012 a 2019). Tenho 12 anos de experiência como professor de diversas disciplinas nas áreas de Engenharia de Software, Programação e Gráfica.

Atualmente, ocupo o cargo de pesquisador em projetos de P&D na In Forma Software. Desde junho/2020, participo de estágio de pós-doutorado no Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Sistemas - PPGES, na Universidade de Pernambuco (UPE).

(2) STARCH MELO DE SOUZA

Doutorando pelo Centro de Informática CIn/UFPE. Possui graduação em Ciência da Computação pela Universidade Federal da Paraíba (1997) e mestrado em Ciências da Computação pela Universidade Federal de Pernambuco (2014). Atualmente é Consultor Independente e pesquisador em projetos P&D ANEEL. Experiência em Diretoria de Operações em TI, Gerenciamento de Projetos, Captação e Gestão de Projetos de Inovação, Institucionalização de Processos de Melhoria da Qualidade, Desenvolvimento de Software e Fábrica de Software.

(3) ANTHONY JOSÉ DA CUNHA CARNEIRO LINS

Anthony Lins obteve seu Doutorado em Biotecnologia pela UFRPE (2018), Mestrado em Engenharia da Computação pela UPE (2012) e Bacharel em SI pela FIR (2003). Pesquisador em Inteligência Artificial aplicada à saúde (diagnósticos de câncer e doenças neurodegenerativas), energia (detecção de anomalias) e indústrias criativas (desinformação/fake news, curadoria de conteúdos, etc). Docente e pesquisador na UNICAP nos cursos de Jogos Digitais, Mestrado em Indústrias Criativas e em Biotecnologia, além de atuar com Gestão da Inovação. Membro do IEEE. Tem atuado em projetos de inovação com IA, em empresas como In Forma, Kokku Games, Sistema Jornal do Commercio e Pickcells.

(4) CARLOS ALBERTO DOS SANTOS CUNHA

Graduou-se em Engenharia Elétrica pela Universidade de Pernambuco em 2010 e em Gestão de Projetos pela Universidade Federal de Pernambuco em 2012. Trabalha atualmente como gerente executivo da Usina Termelétrica Termocabo - Cabo de Santo Agostinho, Pernambuco, onde é responsável pelo gerenciamento do contrato de operação e manutenção da empresa prestadora desses serviços, bem como pela gestão dos ativos e processos relacionados à geração de energia e interação com os diversos agentes do setor elétrico.

(5) RICARDO BASTOS CAVALCANTE PRUDÊNCIO

Bacharelado em Computação pela Universidade Federal do Ceará (1999), mestrado em Ciências da Computação pela Universidade Federal de Pernambuco (2002), doutorado em Ciências da Computação pela Universidade Federal de Pernambuco (2004) e pós-doutorado pela Universidade de Bristol (Inglaterra - 2015). Professor da UFPE desde 2004, sendo atualmente professor associado III. Tem experiência nas áreas de Inteligência Artificial e Aprendizagem de Máquina, atuando nos seguintes temas: meta-aprendizado, transferência de conhecimento, sistemas inteligentes híbridos, análise de redes sociais, sistemas de recomendação e mineração de textos. Atualmente é coordenador do Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação, do Centro de Informática da UFPE

(6) PATRICIA DRAPAL DA SILVA

Graduada em Engenharia de Controle e Automação pela UPE e mestranda em Ciência da Computação pelo Centro de Informática da UFPE. Já atuou como estagiária em desenvolvimento de software na Truewind e como testadora de software nível júnior na Accenture. Atualmente, atua como líder de projetos e pesquisadora na In Forma Software em projetos de P&D ANEEL com aplicação de inteligência artificial e ciência de dados em ativos de subestações elétricas.