

MDL (MÓDULO DATA LOGGER METRÔ): UM REVIEW DO COLETOR DE DADOS INTELIGENTE PARA SISTEMAS METROFERROVIÁRIOS

Alexandre Mascarenhas¹, Rogerio Patta², Constantinos Theodoridis³, Alessandro Lins⁴, André Grana⁵,
Júlio Sanches⁶, Carlos Alfredo⁷, Gilson Cappelano⁸

Companhia do Metropolitano de São Paulo (METRÔ - SP), São Paulo – SP, Brasil

Diretoria de Operações - GMT/CMT/NMA

e-mail: ¹alexandre.mascarenhas@metrosp.com.br

Resumo – O MDL é um coletor dados inteligente, capaz de adquirir dados analógicos e digitais por meio de sensores, comunicar-se com outros equipamentos através de protocolos de comunicação, de forma local, realizar cálculos e análises dos dados, gerar figuras, arquivos de LOG e relatórios e permitir o acesso e envio dos dados e/ou informações de forma remota. Neste artigo será feito um resumo de suas características e possíveis aplicações, permitindo ter uma visão geral de seu funcionamento e arquitetura.¹

Palavras-chave – Sistemas metroferroviários, Aquisição de dados, Inteligência artificial

MDL (METRO DATA LOGGER MODULE): AN INTELLIGENT DATA LOGGER FOR METRO RAIL SYSTEMS

Abstract – The MDL is an intelligent data collector, capable of acquiring analog and digital data through sensors, communicating with other equipment through communication protocols, locally, performing calculations and data analysis, generating figures, LOG files and reports, and allowing the access and sending of data and/or information remotely. In this paper a summary of its characteristics and possible applications will be made, allowing an overview of its operation and architecture.

Keywords – Metro railway systems, Data acquisition, Artificial intelligence

I. INTRODUÇÃO

A operação de um modal de transporte sobre trilhos se utiliza de uma grande diversidade de sistemas com aplicações, finalidades e características diferentes. Em resumo, podemos citar, sistema de alimentação elétrica, sistema de controle de trens, sistemas nos trens, sistemas nas estações, sistemas de via e sistemas de ventilação. Estes sistemas, na prestação de serviço de transporte, na forma como interação entre si com o passageiro e com a equipe operacional, compõem um ambiente metroferroviário que se diferencia de uma planta industrial convencional [1]–[3].

Na manutenção preventiva, as ações de manutenção são repetitivas e acontecem em intervalos fixos de tempo ou de

ciclos de trabalho [4], por exemplo, a cada 6 meses em operação de uma câmera de monitoramento, ou ao alcançar 100 ciclos de abertura e fechamento de um contator elétrico. A determinação da frequência de intervenções preventivas de manutenção considera o tempo de vida média funcional de cada equipamento. Ressalta-se que não se considera individualmente o estado real de degradação do componente e que, inevitavelmente, algumas ações de manutenção são executadas de forma prematura, ou seja, em componentes que permaneceriam mais tempo em operação sem a necessidade desta intervenção, o que implica no desperdício de recursos. Eventualmente podem ocorrer falhas ou desgaste excessivo dos componentes devido à manutenção preventiva tardia.

A manutenção preditiva caracteriza-se pela observação de efeitos, suas oscilações e a forma como se alteram de modo a evidenciar uma tendência de falha [5], ou seja, indicativos que demonstrem que o componente do equipamento está próximo de uma falha, a um prazo razoavelmente conhecido que permita a ação de manutenção. As grandezas de amplitude do deslocamento, direção, aceleração e frequência que, juntas, caracterizam a vibração de natureza mecânica, permitem verificar tendências de falhas como por exemplo: desbalanceamento, desgaste em rolamentos e folgas em engrenagens. O aquecimento indevido de partes do equipamento indica tendência de falha do tipo elétrica em conexões, cabos, componentes elétricos e eletrônicos, por exemplo, e tendência de falha do tipo mecânica, como o calor gerado por atrito indevido em peças desgastadas, por conta de o lubrificante estar ausente, insuficiente ou ineficiente. A observação dos efeitos de resistência elétrica, tensão, corrente e potência permite verificar tendências de falha em circuitos eletrônicos, enrolamentos de motores, dispositivos de comutação e proteção, sistema de controle de potência, transformadores de energia, entre outros. Para propiciar a coleta de dados, faz-se uso de sensores instalados nos equipamentos, que adaptam e transformam estes efeitos em grandezas elétricas equivalentes às naturezas monitoradas ou utiliza-se o próprio sistema, quando esse externa algumas informações nativamente. Tais grandezas são coletadas, tratadas, enviadas, processadas, armazenadas, para compor um histórico e comparadas a parâmetros que, quando ultrapassados ou quando seu comportamento indica uma tendência de falha, informam a necessidade de intervenção. Para que seja possível analisar uma grandeza física, que reflita o comportamento atual de um componente que compõe o equipamento, é necessário ter parâmetros mínimos para reproduzi-la. A teoria vibracional de máquinas rotativas

¹A fim de demonstrar o inetismo do coletor, todas as coletas de dados, geração de figuras e cálculos realizados, bem como este próprio documento, foram produzidos pelo MDL

mostra que falhas em rolamentos ocorrem em altas frequências de giro, F_n , entre 5kHz e 10kHz, portanto, para que seja possível realizar uma análise em sinais desse tipo, segundo o teorema de amostragem de Nyquist, se faz necessário que o sinal seja amostrado com a frequência F_s , que deve ser no mínimo o dobro da frequência F_n , ou seja, de 10kHz a 20kHz, conforme a equação (1) [6].

$$F_s \geq 2 * F_n \quad (1)$$

O uso de Inteligência Artificial implementada através de técnicas, tais como, aprendizado de máquina, lógica nebulosa, algoritmos genéticos, redes neurais artificiais profundas, entre outras, utilizam modelos de algoritmos de regressão, predição, classificação, comparação, entre outros, que necessitam de uma etapa de treinamento podendo ou não incluir dados históricos de manutenção [2]. Após treinados e utilizando os dados atuais coletados em campo dos equipamentos, estes modelos permitem a determinação do ponto ótimo de intervenção da manutenção.

Os dispositivos existentes no mercado, que executam as atividades descritas, caracterizam-se por possuírem softwares proprietários, que encarecem o produto, e pela ausência da capacidade de abstrair informações dos dados coletados, necessária à particularização do monitoramento de cada equipamento. Desta forma, não é possível realizar o aprendizado de máquina ou outras técnicas relacionadas a Inteligência Artificial, de modo a gerar dados que definam, de maneira preditiva, o ponto ótimo de manutenção.

A vasta gama de equipamentos instalados no setor metroferroviário, de diversas gerações tecnológicas, implica em uma grande variedade de sensores para o monitoramento de condição, não só em função da grandeza a ser medida, mas também na diversidade do sinal de saída associado ao mesmo, por exemplo, saídas analógicas, digitais, diferentes níveis de tensão e corrente e sinais de diferentes protocolos de comunicação. Os dispositivos de coleta de dados disponíveis no mercado, a depender do sinal de saída do sensor utilizado, exigem a aquisição de módulos à parte externos ao dispositivo que, normalmente, só podem ler um único tipo de sinal, por exemplo, módulo de tensão lê apenas tensão, não permitindo a leitura de corrente elétrica no mesmo módulo, ou seja, para a leitura simultânea de tensão e corrente elétrica, é necessário a aquisição de dois módulos. Devido a quantidade de equipamentos, aliado à distribuição geográfica das estações, subestações de alimentação elétrica, vias e centros de controle, o custo dos dispositivos de coleta de dados e de seus módulos adaptadores, é um fator decisivo na implantação de um sistema de monitoramento e o projeto do coletor de dados.

Assim, para demonstrar as características e funcionalidades do MDL, este artigo seguirá a seguinte estrutura: Descrição, onde será abordada a arquitetura e principais características e aspectos técnicos do MDL; Exemplos de funcionalidade e Aplicação, onde serão apresentadas algumas funcionalidades básicas e que permite a aplicação do mesmo em diversos cenários metroferroviário e Conclusão.

II. ARQUITETURA E CARACTERÍSTICAS

O coletor de dados (MDL) foi idealizado, projetado e destinado ao monitoramento de diferentes equipamentos de natureza eletroeletrônica, mecânica e rede de dados que, em conjunto, dão suporte à missão crítica de operação de transporte de passageiros sobre trilhos como metrô, trem urbano e monotrilho. Tais equipamentos, encontram-se embarcados nos trens ou fixo nas estações, subestações de alimentação elétrica, pátios de manobra e manutenção, centros de controle e vias (locais por onde os trens circulam) e caracterizam-se pela grande diversidade dos ativos, desde escada rolante, câmeras de monitoramento, sistema pneumático de trens, eletrificação, entre outros, os quais possuem tecnologia de diferentes gerações.

O MDL faz a coleta de dados de grandezas físicas, tais como temperatura, pressão, vibração, tensão e corrente elétrica, entre outras, através de sensores nativos ao equipamento, ou instalados posteriormente, que possuem saídas em formato digital ou analógico com diferentes níveis de tensão, corrente e protocolos de comunicação. Utilizando técnicas de inteligência artificial, aplicadas aos dados coletados em campo, o dispositivo fornece informações para a realização de manutenção preditiva, informando às equipes o melhor momento para intervenção nos equipamentos. Desta forma, a utilização do MDL aliado à análise dos dados coletados aumenta a disponibilidade dos equipamentos, evita falhas que impactam na operação dos trens e estações, reduz as intervenções de manutenção e a substituição prematura de peças e componentes.

A. Modularidade

Concebido de forma modular para melhor se adequar a variedade e particularidade dos equipamentos metroferroviários, sejam eles embarcados ou fixos, o MDL é composto por: módulo de alimentação, módulo de processamento, armazenamento e comunicação, e módulo de coleta de dados. A seguir são descritas algumas de suas principais características que o diferenciam dos demais coletores de dados e é apresentado um maior detalhamento de seus módulos:

- **Gerai:** Algumas de suas características gerais são:
 - Comunicação com os protocolos Zabbix Sender, SNMP, ModBUS (TCP/RTU), IEC104, I2C, SPI, MQTT, One-Wire;
 - Capacidade de Processamento interno e aplicações dedicadas a análise preditiva, cálculo de FFT (Transformada rápida de Fourier), inteligência artificial (ex.: aprendizado de máquina, algoritmos genéticos), implementação de algoritmos de regressão;
 - Possibilidade de funcionar como um servidor Web, de serviços e/ou arquivos;
 - Capacidade de armazenamento local para análises apuradas;
 - Aquisição de dados provenientes de sensores analógicos e digitais;

- Atualização remota de firmware ou reconfigurações no modo usuário.
- **Módulo de Alimentação:** Desenvolvido especificamente para converter a energia elétrica disponível no local de instalação, adequando seus níveis de tensão e corrente elétrica, para alimentar o coletor de dados (MDL) e eventuais sensores externos ao dispositivo. Suas características são:
 - Aquisição de dados provenientes de sensores analógicos e digitais;
 - Módulo de Alimentação: – Tensão de operação 127-220 Vca ou 90 a 125Vcc;
 - Alimentação de sensores externos no range de -15Vdc a +15Vcc.
- **Módulo de Processamento, Armazenamento e Comunicação:** Desenvolvido especificamente para executar o sistema operacional de código livre. Recebe e armazena os dados coletados pelos módulos de coleta e comunica-se com o meio exterior através de protocolos de comunicação padronizados, sejam eles, comerciais ou industriais. Também é responsável por fazer a correlação entre os algoritmos desenvolvidos pelas equipes internas das operadoras metroferroviárias, com os dados coletados em campo, realizando assim os processos relativos a Inteligência Artificial, com o objetivo de determinar o ponto ótimo de intervenção e manutenção. Permite a substituição de seu núcleo de processamento. Suas principais características são:
 - Conexão RS232, RS485, bluetooth, cabeada IEE802.3, Wifi IEE802.11;
 - Duas entradas digitais com isolamento ótica (Range 0 – 125Vcc);
 - Duas saídas de comando com contato auxiliar (range +- 125 Vcc/Vca, 1A).
- **Módulos de Coleta de Dados:** Desenvolvidos especificamente para receber os sinais, sejam eles digitais ou analógicos, fornecidos pelo próprio equipamento (ativo) ou através de sensores instalados para este fim, com entradas configuráveis individualmente para diferentes níveis de tensão e corrente e com taxa de amostragem adequada a necessidade de análise. Permite a leitura dos sinais provenientes de variados sensores que refletem grandezas, tais como, temperatura, pressão, vibração, vazão, corrente, tensão, entre outros, adequando-as ao protocolo de comunicação interno do dispositivo para posterior envio ao módulo de processamento, armazenamento e comunicação. As características do módulo analógico são:
 - Cada módulo possui 8 entradas analógicas, sendo possível a utilização de até três módulos deste por MDL;
 - Entradas lineares configuráveis, para tensão: 0 a 5Vcc e para corrente: 0 a 5mA, 0 a 10mA, 4 a 20mA;

- Conversor Analógico Digital com resolução de 12bits: taxas de amostragem e gravação configuráveis, configuração da gravação dos arquivos de dados, gravação de arquivo de dados único por módulo, gravação de arquivo de dados individual por canal;
- Configuração de inicialização de gravação dos arquivos de dados: inicialização por valor lido em canal do módulo analógico (maior igual, menor igual ou igual a), inicialização por sinal na entrada digital, inicialização por sinal de sensor I2C, inicialização por tempo (é possível definir quais momentos do dia, a nível de segundos, que deve ser realizada a gravação de arquivos de dados).

As características do módulo Digital são:

- Cada módulo possui 32 entradas digitais, sendo possível a utilização de até dois módulos deste por MDL;
- Cada canal possui isolamento foto acoplada, e dispositivos de proteção;
- Entradas configuráveis de tensão: 3,3 a 125Vcc e 24Vca;
- Taxas de amostragem e gravação configuráveis;
- Sistema de gravação de arquivo de dados coletados: gravação de arquivo único por módulo e gravação de arquivo individual por canal;
- Configuração de inicialização de gravação dos arquivos de dados: Inicialização por valor lido em canal do módulo analógico (maior igual, menor igual ou igual a), inicialização por sinal na entrada digital, inicialização por sinal de sensor I2C, inicialização por tempo (é possível definir quais momentos do dia, a nível de segundos, que deve ser realizada a gravação).

III. EXEMPLOS DE FUNCIONALIDADE & APLICAÇÕES

Por permitir a implementação de algoritmos dedicados, e utilização de técnicas de IA, o MDL tem a capacidade de atuar na aquisição e análise em diversos tipos de aplicações. A seguir, será demonstrado alguns exemplos práticos de funcionalidade, onde todos os dados foram coletados pelo MDL e seus módulos, e todas os cálculos e figuras foram feitos internamente no mesmo.

A. Coleta e reconstrução de sinais temporais

Na Figura 1 é possível ver a representação de um sinal produzido por um gerador de sinais, o qual foi coletado, processado e plotado de forma gráfica pelo MDL. As características do sinal são as seguintes:

- Tipo: Senoidal;
- Frequência: 10Hz;
- Amplitude: 2.4Vpp.

A taxa de amostragem na aquisição deste sinal foi de 5000 amostras por segundo.

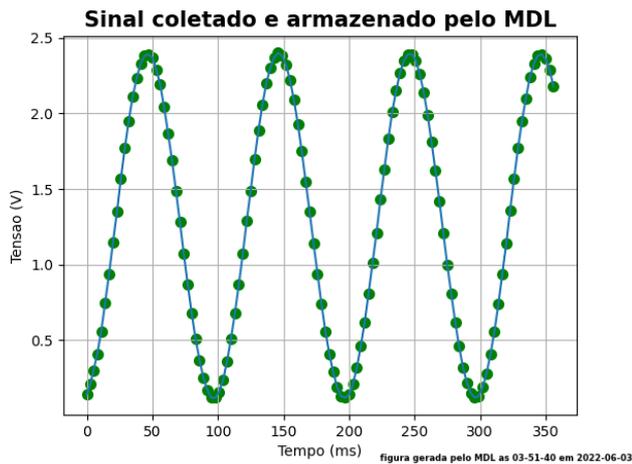


Fig. 1. Sinal senoidal coletado pelo MDL

Neste exemplo o sinal utilizado foi uma senoide, porém o intuito é mostrar a capacidade do MDL de reproduzir, com fidelidade formidável, um sinal que varia no tempo.

B. Transformada rápida de Fourier (FFT, do inglês Fast Fourier Transform)

É uma das ferramentas mais utilizadas no processamento de sinais periódicos e máquinas rotativas [6], [7]. A análise FFT pode fornecer alta resolução no domínio da frequência e analisar sinais de vibração de determinada faixa de frequência em detalhes [8]. Na Figura 2, na imagem de cima é possível ver dois sinais senoidais com frequências e amplitudes diferentes (Sinal azul: amplitude de 2 Vpp e frequência de 60 Hz e Sinal laranja: amplitude de 1 Vpp e frequência de 100 Hz) e na imagem de baixo a soma destes dois sinais.

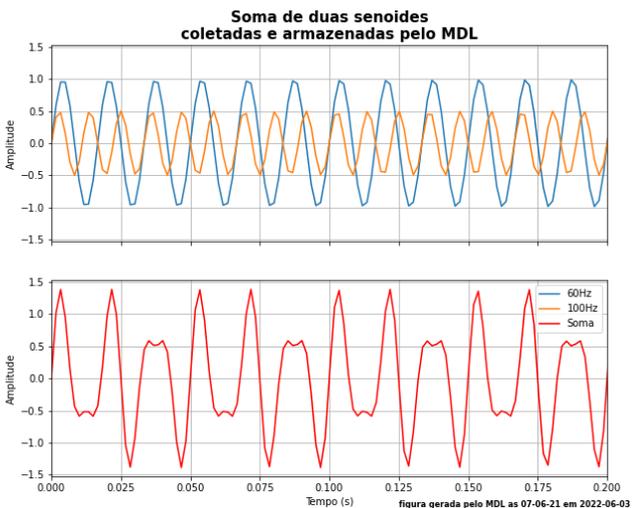


Fig. 2. Dois sinais senoidais coletadas e somados pelo MDL

A Figura 3, mostra o sinal somado anteriormente na imagem de cima, e na imagem de baixo o resultado da aplicação da FFT neste. Pela imagem é possível verificar a precisão com a qual as frequências dos sinais que foram somados aparecem no domínio da frequência.

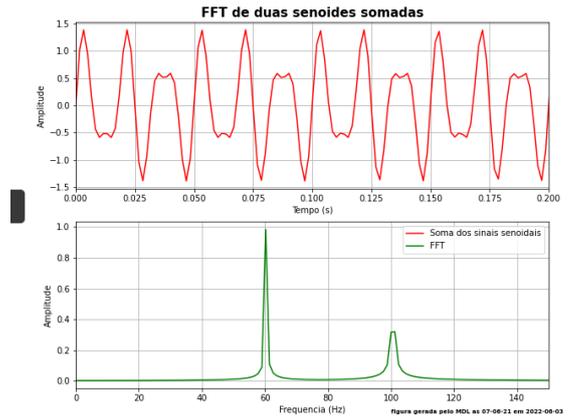


Fig. 3. FFT aplicada a soma de dois sinais senoidais coletados pelo MDL

Esta informação é de grande valia para a manutenção dos equipamentos mecânicos pois permite visualizar quais são as frequências e amplitudes das vibrações que ocorrem no equipamento. Também é uma boa forma de realizar uma análise prévia em sinais temporais, pois uma vez conhecida as frequências e amplitudes dos sinais e ruídos que o compõem, é possível ajustar a frequência de corte dos filtros do módulo analógico para eliminar os ruídos indesejados.

C. Regressão linear

Outro exemplo de funcionalidade, é a aplicação de regressões lineares nos sinais coletados. As regressões podem ter objetivos variados, como por exemplo, análise e modelagem de dados. Na figura 4 é possível ver uma aplicação desta técnica, através do método dos mínimos quadrados (MMQ). Neste caso, está exemplificado um cenário genérico, onde os dados provenientes de um sensor são coletados e representados pelos pontos azuis na figura. Com a aplicação da técnica de regressão linear, uma “reta média” é obtida considerando o menor valor da soma total dos erros quadráticos entre os pontos do sensor e a reta. A intenção é a de que esta reta represente o comportamento da grandeza medida pelo sensor de forma matemática, possibilitando, por exemplo, extrapolar a reta a outros valores e realizar uma previsão ou tendência da grandeza.

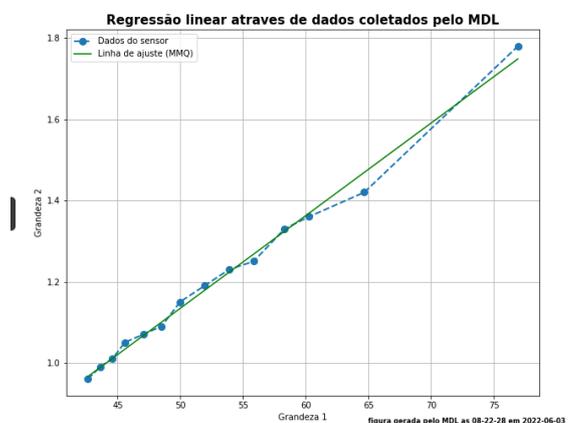


Fig. 4. Regressão linear aplicada pelo MDL em dados coletados pelo mesmo.

Estes foram alguns exemplos de funcionalidades as quais o MDL pode ser utilizado. Porém, o mesmo equipamento pode ser utilizado para diversas outras funcionalidades, principalmente relacionadas à aplicação de técnicas e modelos de IA. Por possuir um sistema operacional Linux, torna-se possível a implementação destas técnicas por meio do desenvolvimento de códigos ou utilização de frameworks que executam diretamente no MDL.

Na figura 5 está apresentado um exemplo de como os dados ficam armazenados no MDL e uma das formas de acessá-los, que é através de um servidor WEB, bastando estar na mesma rede que o MDL e colocando seu IP no navegador.

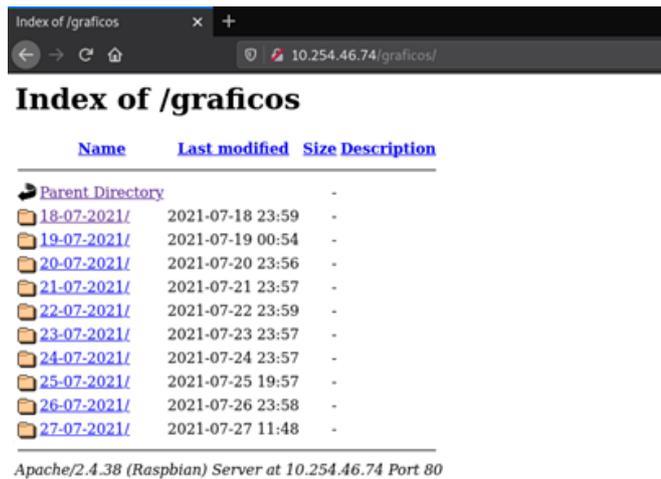


Fig. 5. Conjunto de dados armazenados internamento no MDL

D. Exemplos de aplicação

Uma vez demonstradas as capacidades de aplicação do MDL por meio dos exemplos de funcionalidade, a seguir será listada algumas das aplicações práticas no Metrô de São Paulo, as quais são baseadas com a utilização do MDL.

- Corrente e temperatura em motores de portas de plataforma;
- Pressão e vibração em máquinas de ventilação principal (horizontal e vertical);
- Vibração e correspondência nas máquinas de chave;
- Vibração no mancal de escadas rolante;
- Estado e corrente dos fusíveis de sapata dos trens;
- Tensão, corrente e alarmes dos inversores de frequências nas salas técnicas;
- Tensão entre o negativo do trilho e o terra estrutural das estações;
- Corrente dos circuitos de via.

IV. CONCLUSÕES

O MDL é um coletor de dados inteligente para sistemas metroferroviários e uma importante parte do sistema de monitoramento de ativos da Companhia do Metropolitano de São Paulo. Os arquivos de dados gerados por ele são tratados e transformados em informações de suma importância para a manutenção. Suas características e funcionalidades são muito

versáteis, podendo assim se adequar a todo sistema de coleta de dados no âmbito metroferroviário.

Um dos principais objetivos com a utilização do MDL é o de se antecipar uma falha operacional, garantindo o pleno funcionamento e disponibilidade dos ativos. Esse objetivo obtém suporte no pilar da análise de dados com aprendizado de máquina e inteligência artificial. A arquitetura do MDL favorece a aplicação dessas técnicas de forma distribuída, garantindo a compatibilidade com as principais técnicas de IA.

Na Figura 6 é possível ver o mesmo, ainda em um estágio de protótipo, porém, onde todas as funcionalidades e exemplos de aplicação descritos neste artigo atualmente são realizáveis.

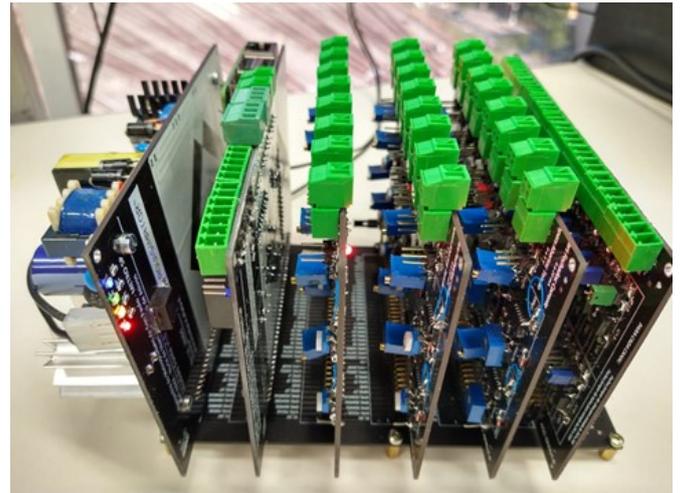


Fig. 6. MDL

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem a todos que participaram direta ou indiretamente na realização deste desenvolvimento, pela coletividade.

REFERÊNCIAS

- [1] F. Gschösser, T. Cordes, D. Lumetzberger, A. Tautschnig, K. Bergmeister, "Railway transport systems' contribution to sustainable development", *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, vol. 588, 2020.
- [2] R. Tang, L. De Donato, N. Bešinović, F. Flammini, R. Goverde, Z. Lin, R. Liu, T. Tang, V. Vittorini, Z. Wang, "A literature review of Artificial Intelligence applications in railway systems", *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 140, pp. 1–25, 2022, doi:10.1016/j.trc.2022.103679.
- [3] K. Tzanakakis, *The "Stakeholders" of the Railway System*, vol. 2, pp. 25–27, 01 2013, doi:10.1007/978-3-642-36051-0_8.
- [4] E. I. Basri, I. H. Abdul Razak, H. Abdul Samat, S. Kamaruddin, "Preventive Maintenance (PM) planning: a review", *Journal of Quality in Maintenance Engineering*, vol. 23, 05 2017, doi: 10.1108/JQME-04-2016-0014.
- [5] V. Meyer Zu Wickern, "Challenges and Reliability of Predictive Maintenance", , 03 2019, doi:10.13140/RG.2.2.35379.89129.

- [6] H. A. Cerna M., “The fundamentals of FFT-based Signal Analysis and Measurement”, *National Instruments, Application Note*, vol. 41, 07 2000.
- [7] C.-C. Zhu, L. Xu, F. Ma, X. Xu, S. Chen, “Remote real-time online testing and evaluation for a megawatt level wind turbine gearbox”, *Zhendong yu Chongji/Journal of Vibration and Shock*, vol. 31, pp. 17–22, 10 2012.
- [8] C. Zhu, H. Huang, H. Liu, C. Song, F. Ma, Z. Liu, *On-line vibration monitoring and diagnosing of a multi-megawatt wind turbine gearbox*, pp. 1089–1098, 12 2014, doi:10.1533/9781782421955.1089.

DADOS BIOGRÁFICOS

¹**Alexandre Mascarenhas**, nascido em 20/06/1996 em São Paulo, é Físico (2021), Engenheiro Eletricista (2022) e Mestrando em Ciência da Computação na Universidade de Tsukuba no Japão.

Atualmente atua como Técnico de Manutenção na Companhia do Metropolitano de São Paulo. Suas áreas de interesse são: computação evolutiva, sistemas metroferroviários, computação e eletrônica embarcada, sistemas de controle eletrônicos e neurociência.

²**Rogério Patta**, nascido em 27/09/1969 em São Paulo, é Tecnólogo mecânico (2005), Pós-graduado em Segurança da Informação (2015) e Engenheiro de computação (2022).

Atualmente atua como Técnico de Manutenção na Companhia do Metropolitano de São Paulo. Suas áreas de interesse são: sistemas metroferroviários e IoT.

Atualmente atua como Técnico de Manutenção na Companhia do Metropolitano de São Paulo. Suas áreas de interesse são: sistemas metroferroviários e IoT.

³**Constantinos Theodoridis**, nascido em 30/05/1972 em São Paulo, é Tecnólogo em Mecatrônica pelo (2004), professor de Automação Industrial e Sistemas Digitais (2006-2012) e mestrando em Engenharia Mecatrônica pela UNICAMP.

Atualmente atua como Técnico de Manutenção Especializado na Companhia do Metropolitano de São Paulo. Suas áreas de interesse são: sistemas metroferroviários, eletrônica embarcada e microcontroladores.

⁴**Alessandro Lins**, nascido em 19/01/1977 em São Paulo, é Tecnólogo em Controle e Automação Industrial (2004), Engenheiro Eletricista (2011) e Mestre em Automação e Controle de Processos (2015).

Atualmente atua como Técnico de Manutenção na Companhia do Metropolitano de São Paulo e como professor de ensino médio e técnico do Centro Estadual de Educação Tecnológica Paula Souza. Suas áreas de interesse são: sistemas metroferroviários, sistemas de Inteligência Artificial, Redes Neurais e Lógica Difusa.

⁵**André Grana**, nascido em 23/04/1991, natural de Pederneiras-SP, é Engenheiro Eletricista (2013) formado pela Escola de Engenharia de São Carlos da USP, onde obteve os certificados de estudos especiais em Eletrônica e ênfase em Computação. Possui formação de Técnico em Informática (2008) pelo Colégio Técnico Industrial da UNESP de Bauru e é pós-graduado na modalidade MBA em Internet of Things (2021) pelo Programa de Educação Continuada em Engenharia da Poli - USP.

Atualmente atua como Engenheiro Especializado de

Monitoramento de Ativos na Companhia do Metropolitano de São Paulo. Suas áreas de interesse são: computação e eletrônica embarcada, sistemas digitais, redes de computadores, segurança cibernética em ambientes operacionais, infraestrutura de processamento distribuído e engenharia de dados.

⁶**Júlio Sanches**, nascido em 19/04/1972 em São Paulo, é Tecnólogo em Redes de Computadores (2010), pós-graduado em Gestão e Segurança da Informação pela parceria Unimetro/FEI SP (2016) e Técnico em Eletrônica pela ETE Aprígio Gonzaga.

Atualmente atua como Técnico de Manutenção na Companhia do Metropolitano de São Paulo. Suas áreas de interesse são: Sistemas metroferroviários, rede de computadores, segurança da Informação, mecatrônica, microprocessadores e sistemas de Inteligência Artificial.

⁷**Carlos Alfredo**, nascido em 28/01/1984, é Técnico em Eletrônica pela ETE Guaracy Silveira (2003), Engenheiro Eletricista pela Estácio de Sá (2009), pós-graduado em Gestão e Segurança da Informação pela parceria Unimetro/FEI SP (2016), Bigdata e Machine Learning pela UNIFASAM (2022), e concluindo pós-graduação em Gestão de Negócios na Fundação Dom Cabral - FDC

Atualmente atua como Supervisor de Manutenção na Companhia do Metropolitano de São Paulo na Coordenadoria de Monitoramento de ativos. Suas áreas de interesse são: Sistemas Metroferroviários, Bigdata e Machine Learning, Internet das Coisas, Gestão e Segurança da Informação, Sistemas Computacionais e Eletrônicos, Protocolos de Comunicação e Sistemas Baseados em Computação Cognitiva, Gestão de Negócios, Liderança e Gestão de pessoas.

⁸**Gilson Cappelano**, nascido em 31/01/1969 em São Paulo, é Técnico Eletrônico pela ETI Lauro Gomes e Cientista da Computação pela PUC/SP.

Atualmente atua como Coordenador de Manutenção na Companhia do Metropolitano de São Paulo na Coordenadoria de Monitoramento de ativos. Suas áreas de interesse são: sistemas metroferroviários, sistemas de controle (SCADA), sistemas computacionais e eletrônicos, protocolos de comunicação e sistemas baseados em computação cognitiva.