

INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA DE
MINAS GERAIS - *CAMPUS* IBIRITÉ
ENGENHARIA DE CONTROLE E AUTOMAÇÃO

Túlio Rodrigues Moura Lopes

**INFLUÊNCIA DE VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS EM SISTEMAS
DE TELEMETRIA APLICADOS A TANQUES DE GLP**

Ibirité - MG
2026

TÚLIO RODRIGUES MOURA LOPES

**INFLUÊNCIA DE VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS EM SISTEMAS
DE TELEMETRIA APLICADOS A TANQUES DE GLP**

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao Curso de Engenharia de Controle e Automação do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Minas Gerais - *Campus* Ibirité para a obtenção do título de Engenheiro de Controle e Automação.

Orientador: Prof. Dr. Thiago Henrique Barbosa de Carvalho Tavares

Ibirité - MG
2026

L864i Lopes, Túlio Rodrigues Moura.

Influência de variáveis meteorológicas em sistemas de telemetria aplicados a tanques de GLP. [recurso eletrônico] / Túlio Rodrigues Moura Lopes. – Ibirité, MG, 2026.
48 p. : il. color.

Orientador: Prof. Thiago Henrique Barbosa de Carvalho Tavares.
Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) – Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Minas Gerais, *Campus* Ibirité, Bacharelado em Engenharia de Controle e Automação, 2026.

1. Telemetria 2. Instituto Nacional de Meteorologia (Brasil). 3. Meteorologia. 4. Petróleo e Gás I. Tavares, Thiago Henrique Barbosa de Carvalho. II. Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Minas Gerais. *Campus* Ibirité. III. Título.

CDD 621.382

Catálogo: Viviane Barbosa Andrade - Bibliotecária - CRB-6/2819

Túlio Rodrigues Moura Lopes

INFLUÊNCIA DE VARIÁVEIS METEOROLÓGICAS EM SISTEMAS DE TELEMETRIA APLICADOS A TANQUES DE GLP

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao Curso de Engenharia de Controle e Automação do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Minas Gerais - *Campus Ibirité* para a obtenção do título de Engenheiro de Controle e Automação.

Aprovado em: 21/01/2026 pela banca examinadora:

Documento assinado digitalmente
 THIAGO HENRIQUE BARBOSA DE CARVALHO TA
Data: 10/03/2026 14:03:18-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Thiago Henrique Barbora de Carvalho Tavares - IFMG (Orientador)

Documento assinado digitalmente
 FELIPE AUGUSTO ROCHA DA SILVA
Data: 06/03/2026 18:47:14-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Prof. Dr. Felipe Augusto Rocha da Silva - UFMG

Documento assinado digitalmente
 LENNON SANTOS DUTRA
Data: 23/02/2026 15:58:19-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Lennon Santos Dutra - Empresa SUPERGASBRAS

Dedico este trabalho aos meus pais e ao meu irmão, pelo apoio incondicional e pela confiança depositada em mim. Aos meus colegas e amigos, pelo incentivo e companheirismo ao longo desta jornada.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus, por me conceder saúde, força e perseverança para superar os desafios enfrentados ao longo desta trajetória acadêmica.

Agradeço à minha família, em especial aos meus pais, ao meu irmão e à minha namorada, pelo apoio incondicional, incentivo constante e compreensão nos momentos em que precisei dedicar-me de forma mais intensa aos estudos.

Aos meus amigos e colegas de trabalho, agradeço pela parceria, apoio, incentivo diário e pela compreensão durante o desenvolvimento deste Trabalho de Conclusão de Curso.

Agradeço aos professores do curso, que contribuíram significativamente para minha formação acadêmica e profissional, e, de maneira especial, ao meu orientador, pela orientação, disponibilidade, paciência e valiosas contribuições ao longo da realização deste trabalho.

Por fim, agradeço a todos que, direta ou indiretamente, colaboraram para a conclusão desta etapa tão importante da minha vida acadêmica.

“A mente que se abre a uma nova ideia jamais volta ao seu tamanho original.”

Albert Einstein

RESUMO

Este Trabalho de Conclusão de Curso analisa a influência de variáveis meteorológicas sobre o sinal de força de um dispositivo de telemetria Otodata TM5240 instalado em um tanque cilíndrico vertical P190 de Gás Liquefeito de Petróleo (GLP), localizado na região de São Luís – MA. O estudo caracteriza-se como um estudo de caso, com abordagem quantitativa, baseado na integração de dados históricos de telemetria, extraídos da plataforma Neevo/Otodata, com dados meteorológicos oficiais do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), referentes ao período de janeiro a dezembro de 2025.

A integração das bases foi realizada por junção temporal, associando-se a cada registro de telemetria a observação meteorológica mais próxima, com tolerância máxima de uma hora, resultando em uma base consolidada com 788 registros e 25 variáveis. Após o tratamento dos dados, que incluiu remoção de colunas irrelevantes, padronização das variáveis e imputação de valores ausentes, foram conduzidas análises exploratórias e de correlação, utilizando o coeficiente de Pearson, seguidas da aplicação do algoritmo Random Forest Regressor com enfoque explicativo, visando estimar a importância relativa das variáveis climáticas sobre o sinal de força.

Adicionalmente, foi aplicado o teste de tendência de Mann-Kendall à série temporal do sinal de força, o qual indicou a presença de uma tendência crescente estatisticamente significativa ao longo do período analisado ($\tau = 0,4232$; $p < 0,001$). Esse resultado evidencia um aumento progressivo do nível médio do sinal, sugerindo a ocorrência de alterações estruturais ou operacionais que impactaram positivamente o comportamento do enlace de comunicação ao longo do tempo.

Os resultados do Random Forest indicaram a temperatura do ar, as rajadas e a velocidade do vento, as temperaturas mínima e máxima e a pressão atmosférica como as variáveis meteorológicas mais relevantes para explicar as variações observadas no sinal. O modelo obteve erro médio quadrático (MSE) de 108,86 e coeficiente de determinação (R^2) de 0,2671, indicando que, embora as condições meteorológicas exerçam influência significativa, parcela relevante da variabilidade do sinal ainda está associada a fatores físicos e operacionais não contemplados nas variáveis climáticas.

Conclui-se que a incorporação de informações meteorológicas e de análises estatísticas inferenciais na avaliação de sistemas de telemetria pode fornecer subsídios técnicos relevantes para o planejamento de ações de monitoramento e manutenção preventiva, contribuindo para o aumento da confiabilidade operacional de sistemas aplicados à distribuição de GLP.

Palavras-chave: telemetria; gás liquefeito de petróleo (GLP); comunicação sem fio; variáveis meteorológicas; random forest; mann-kendall.

ABSTRACT

This Undergraduate Final Project analyzes the influence of meteorological variables on the signal strength of an Otodata TM5240 telemetry device installed in a P190 vertical cylindrical Liquefied Petroleum Gas (LPG) tank, located in the city of São Luís, Maranhão, Brazil. The study is characterized as a quantitative case study based on the integration of historical telemetry data obtained from the Neevo/Otodata platform with official meteorological data provided by the Brazilian National Institute of Meteorology (INMET), covering the period from January to December 2025.

Data integration was performed through temporal matching, associating each telemetry record with the closest meteorological observation within a maximum tolerance of one hour, resulting in a consolidated dataset containing 788 records and 25 variables. After data preprocessing, which included the removal of irrelevant variables, variable standardization, and missing value imputation, exploratory data analysis and Pearson correlation analysis were conducted. Subsequently, the Random Forest Regressor algorithm was applied with an explanatory focus to estimate the relative importance of meteorological variables on variations in signal strength.

In addition, the Mann–Kendall trend test was applied to the signal strength time series, indicating the presence of a statistically significant increasing trend over the analyzed period ($\tau = 0.4232$; $p < 0.001$). This result suggests a progressive improvement in the average signal level, possibly associated with structural or operational changes that positively impacted the communication link performance over time.

The Random Forest model achieved a mean squared error (MSE) of 108.86 and a coefficient of determination (R^2) of 0.2671, indicating that although meteorological factors influence signal behavior, a substantial portion of its variability is still associated with physical and operational conditions not captured by climatic variables alone. The most relevant meteorological variables were air temperature, wind gusts and speed, minimum and maximum temperatures, and atmospheric pressure.

The study concludes that incorporating meteorological information and inferential statistical analysis into telemetry evaluation can support monitoring strategies and preventive maintenance planning, contributing to increased operational reliability of telemetry systems applied to LPG distribution.

Keywords: telemetry; liquefied petroleum gas (LPG); wireless communication; meteorological variables; Random Forest; Mann–Kendall.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Fluxograma da metodologia adotada no estudo	8
Figura 2 – Distribuição do sinal de força do dispositivo de telemetria	14
Figura 3 – Mapa de calor da correlação entre variáveis de telemetria e meteorologia . .	15
Figura 4 – Importância das variáveis meteorológicas pelo método MDI (Random Forest)	16
Figura 5 – Importância das variáveis meteorológicas por permutação (Random Forest)	17
Figura 6 – Comportamento mensal do sinal de força médio	19
Figura 7 – Comparação mensal normalizada entre sinal de força e umidade relativa. . .	21
Figura 8 – Comparação mensal normalizada entre sinal de força e temperatura do ar. . .	21
Figura 9 – Comparação mensal normalizada entre sinal de força e pressão atmosférica.	22
Figura 10 – Comparação mensal normalizada entre sinal de força e velocidade do vento.	23
Figura 11 – Página institucional do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET)	32
Figura 12 – Especificações técnicas do dispositivo de telemetria TM5240	33
Figura 13 – Localização geográfica do município de São Luís – MA	34

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Resumo estatístico das principais variáveis de telemetria	13
Tabela 2 – Médias mensais do sinal de força e variáveis meteorológicas relevantes . . .	19

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

GLP	Gás Liquefeito de Petróleo
IoT	Internet das Coisas (<i>Internet of Things</i>)
LPWAN	Rede de Longo Alcance e Baixo Consumo (<i>Low-Power Wide-Area Network</i>)
NB-IoT	Narrowband Internet of Things
CAT-M1	Categoria M1 do LTE
RSSI	Indicador da Intensidade do Sinal Recebido (<i>Received Signal Strength Indicator</i>)
SNR	Relação Sinal-Ruído (<i>Signal-to-Noise Ratio</i>)
FSPL	Perda em Espaço Livre (<i>Free Space Path Loss</i>)
ITU-R	Setor de Radiocomunicações da União Internacional de Telecomunicações (<i>International Telecommunication Union – Radiocommunication Sector</i>)
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
ML	Aprendizado de Máquina (<i>Machine Learning</i>)
MSE	Erro Quadrático Médio (<i>Mean Squared Error</i>)
R^2	Coefficiente de Determinação
MDI	Redução Média da Impureza (<i>Mean Decrease in Impurity</i>)

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	1
1.1	Objetivos	2
<i>1.1.1</i>	<i>Objetivo Geral</i>	<i>2</i>
<i>1.1.2</i>	<i>Objetivos Específicos</i>	<i>2</i>
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	3
2.1	Sistemas de Telemetria Aplicados ao GLP	3
2.2	Propagação de Sinais em Sistemas de Comunicação Sem Fio	3
<i>2.2.1</i>	<i>Perda em Espaço Livre, Atenuação e Ruído</i>	<i>4</i>
<i>2.2.2</i>	<i>RSSI, SNR e Estabilidade do Enlace</i>	<i>4</i>
<i>2.2.3</i>	<i>Trabalhos Relacionados em Monitoramento LPWAN</i>	<i>4</i>
<i>2.2.4</i>	<i>Modelos ITU-R para Atenuação Atmosférica</i>	<i>5</i>
2.3	Influência das Condições Meteorológicas na Propagação de Sinais	5
2.4	Dados Meteorológicos e Análise Integrada	5
2.5	Conceitos Gerais de Aprendizado de Máquina	6
2.6	Considerações Finais da Revisão Bibliográfica	6
3	METODOLOGIA	7
3.1	Contexto e Fluxo Geral da Metodologia	7
3.2	Coleta e Integração dos Dados	7
3.3	Tratamento e Padronização dos Dados	8
3.4	Análise Exploratória, Correlação e Tendência Temporal	9
3.5	Aplicação do Random Forest Regressor	10
3.6	Análise Temporal Mensal das Variáveis Relevantes	11
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	12
4.1	Caracterização dos Dados	12
<i>4.1.1</i>	<i>Tratamento e Preparação da Base de Dados</i>	<i>12</i>
4.2	Análise Exploratória do Sinal de Força	13
4.3	Correlação entre Variáveis Meteorológicas e Telemetria	14
4.4	Importância das Variáveis Meteorológicas via Random Forest	15
4.5	Análise Mensal e Identificação de Períodos Críticos	18

4.5.1	<i>Análise de Tendência Temporal pelo Teste de Mann–Kendall</i>	19
4.6	Discussão dos Resultados	23
5	CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS	25
5.1	Publicações Realizadas	26
5.2	Trabalhos Futuros	27
	REFERÊNCIAS	29
	APÊNDICE A – CÓDIGOS-FONTE UTILIZADOS NO ESTUDO	31
	ANEXO A – INSTITUTO NACIONAL DE METEOROLOGIA – INMET	32
	ANEXO B – ESPECIFICAÇÕES TÉCNICAS DO DISPOSITIVO TM5240	33
	ANEXO C – LOCALIZAÇÃO GEOGRÁFICA DA ÁREA DE ESTUDO	34

1 INTRODUÇÃO

O Gás Liquefeito de Petróleo (GLP) é amplamente utilizado no Brasil em aplicações domésticas e industriais, em razão de sua facilidade de armazenamento, transporte e elevada confiabilidade energética. Mesmo diante de iniciativas de diversificação da matriz energética nacional, o GLP permanece como um insumo estratégico para a segurança energética do país (BARROSO; KELMAN; GASPAR, 2020). Segundo dados da Agência Nacional do Petróleo (Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis, 2018), aproximadamente 95% dos domicílios brasileiros utilizam GLP em suas atividades cotidianas, o que reforça a importância de sistemas eficientes de monitoramento e gestão do seu consumo.

Nesse contexto, sistemas de telemetria têm sido amplamente empregados no monitoramento remoto de tanques de GLP, permitindo o acompanhamento contínuo do nível de gás e reduzindo a necessidade de inspeções presenciais. Esses sistemas utilizam sensores e módulos de comunicação que transmitem informações periodicamente para plataformas de gestão, contribuindo para a melhoria do planejamento logístico, da segurança operacional e da eficiência dos processos de abastecimento. (HOLMEGAARD; KJÆRGAARD, 2015; XU; HE; LI, 2018).

Apesar dos avanços tecnológicos desses sistemas, a confiabilidade da comunicação sem fio ainda representa um desafio operacional relevante. A qualidade do sinal transmitido pelos dispositivos de telemetria pode sofrer degradações ao longo do tempo, resultando em perdas de dados e dificuldades no monitoramento remoto. Entre os fatores que podem influenciar esse desempenho, destacam-se as condições ambientais e meteorológicas, especialmente em regiões de clima tropical, caracterizadas por elevada umidade, variações de pressão atmosférica e ventos intensos.

Diante desse cenário, surge a seguinte pergunta de pesquisa: *as variáveis meteorológicas exercem influência mensurável sobre o sinal de força de sistemas de telemetria aplicados a tanques de GLP?* Além disso, busca-se compreender *quais variáveis climáticas apresentam maior impacto e de que forma o comportamento do sinal se organiza ao longo do tempo.*

Do ponto de vista técnico, parte-se do pressuposto de que variáveis meteorológicas, como temperatura do ar, umidade relativa, pressão atmosférica e velocidade do vento, podem influenciar o comportamento do sinal de força dos dispositivos de telemetria, uma vez que a propagação de ondas eletromagnéticas em ambientes externos é sensível às condições do meio. Assim, o trabalho não se propõe a estabelecer relações causais formais, mas a investigar, por meio de análise de dados e modelagem, a existência e a relevância empírica dessas relações.

Dessa forma, este Trabalho de Conclusão de Curso tem como objetivo analisar a influência das variáveis meteorológicas sobre o sinal de força de um sistema de telemetria aplicado a um tanque de GLP, por meio da integração de dados históricos de telemetria e dados meteorológicos. Para isso, é realizado um estudo de caso utilizando dados extraídos da plataforma Neevo/Otodata e informações meteorológicas fornecidas pelo Instituto Nacional de Meteorolo-

gia (Instituto Nacional de Meteorologia, 2025), referentes ao período de janeiro a dezembro de 2025. A análise é conduzida com o apoio de técnicas de análise exploratória, correlação estatística, avaliação de tendência temporal e aprendizado de máquina, visando identificar os fatores climáticos mais relevantes e os períodos de maior vulnerabilidade do sistema.

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo Geral

Investigar se e em que medida as variáveis meteorológicas influenciam o comportamento do sinal de força em sistemas de telemetria aplicados a tanques de GLP, considerando um estudo de caso em ambiente real de operação.

1.1.2 Objetivos Específicos

- Integrar os dados históricos de telemetria oriundos da plataforma Neevo/Otodata com dados meteorológicos provenientes do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), considerando a correspondência temporal entre as medições;
- Preparar uma base de dados integrada e consistente, por meio de procedimentos de tratamento e padronização, de modo a viabilizar análises estatísticas e a aplicação de modelos de aprendizado de máquina;
- Avaliar as relações entre as variáveis de telemetria (sinal de força, temperatura do equipamento e nível do tanque) e as variáveis meteorológicas, por meio de análises estatísticas exploratórias e de correlação;
- Identificar a importância relativa das variáveis meteorológicas na variação do sinal de força do sistema de telemetria, por meio da aplicação do algoritmo *Random Forest Regressor*;
- Analisar o comportamento temporal do sinal de força em relação às variáveis meteorológicas mais relevantes, identificando intervalos do ano associados a maior degradação da comunicação;
- Fornecer subsídios técnicos para o planejamento de ações de monitoramento e manutenção preventiva em sistemas de telemetria aplicados a tanques de GLP, com base nos resultados obtidos.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Com o avanço das tecnologias associadas à Indústria 4.0, o monitoramento remoto de ativos tornou-se uma ferramenta fundamental para garantir segurança, eficiência e continuidade operacional em processos críticos. No contexto da distribuição de Gás Liquefeito de Petróleo (GLP), essa evolução tem se materializado por meio da adoção de sistemas de telemetria aplicados ao monitoramento de tanques fixos, possibilitando a coleta contínua de dados operacionais como nível de gás, temperatura do equipamento e qualidade do sinal de comunicação.

Esses sistemas utilizam tecnologias de comunicação sem fio de longo alcance e baixo consumo de energia, como CAT-M1 e NB-IoT, que permitem a transmissão de dados mesmo em regiões com infraestrutura limitada. A confiabilidade da comunicação, entretanto, depende não apenas das características do dispositivo e da rede, mas também do comportamento físico do canal de propagação e de fatores ambientais e meteorológicos que podem influenciar o sinal ao longo do tempo.

2.1 Sistemas de Telemetria Aplicados ao GLP

Segundo (PONTE, 2022), a aplicação de sistemas de telemetria no contexto do GLP é essencial para garantir a continuidade do fornecimento e otimizar o planejamento logístico, especialmente em cenários nos quais a interrupção do abastecimento pode gerar impactos operacionais relevantes. A utilização de dispositivos inteligentes possibilita o acompanhamento remoto de parâmetros críticos, reduzindo a necessidade de inspeções presenciais e aumentando a eficiência operacional.

Os dispositivos de telemetria empregados nesse contexto operam, em geral, sobre redes da classe LPWAN (*Low-Power Wide-Area Network*), como CAT-M1 e NB-IoT, projetadas para permitir comunicações de longa distância com baixo consumo energético. Essas tecnologias utilizam mecanismos de controle de potência, adaptação de enlace e gerenciamento dinâmico de recursos, buscando manter a conectividade mesmo em cenários com cobertura limitada (SILVA; SANTOS, 2023). Ainda assim, métricas associadas à qualidade do sinal podem apresentar variações temporais, impactando a confiabilidade da transmissão.

2.2 Propagação de Sinais em Sistemas de Comunicação Sem Fio

A comunicação sem fio baseia-se na propagação de ondas eletromagnéticas entre o transmissor e o receptor. Ao longo desse percurso, o sinal sofre diferentes mecanismos de perda que afetam sua potência e estabilidade, influenciando diretamente a confiabilidade do enlace. Em aplicações de telemetria externa, como no monitoramento de tanques de GLP, esses efeitos tornam-se particularmente relevantes devido à exposição contínua às condições ambientais.

O comportamento do sinal pode ser descrito por modelos clássicos de propagação, nos

quais a potência recebida decresce com o aumento da distância e da frequência de operação, mesmo em condições ideais de espaço livre (RAPPAPORT *et al.*, 2013). Em ambientes reais, entretanto, o meio de propagação atua como um canal dinâmico, introduzindo variações adicionais ao sinal ao longo do tempo.

2.2.1 Perda em Espaço Livre, Atenuação e Ruído

A perda em espaço livre (*Free Space Path Loss* – FSPL) descreve a atenuação natural do sinal eletromagnético à medida que este se propaga em linha reta, sem a presença de obstáculos. De acordo com modelos clássicos de telecomunicações, a FSPL aumenta com o quadrado da distância e com a frequência do sinal, constituindo um dos principais termos do orçamento de enlace (RAPPAPORT *et al.*, 2013).

Além da perda geométrica, o sinal está sujeito à atenuação adicional causada por obstáculos físicos, absorção atmosférica e dispersão. O ruído, por sua vez, corresponde a interferências indesejadas que afetam o sinal útil, podendo ter origem térmica, eletrônica ou ambiental. A presença de ruído reduz a relação sinal-ruído e aumenta a probabilidade de erros na transmissão (SKLAR, 2001).

2.2.2 RSSI, SNR e Estabilidade do Enlace

A qualidade do enlace em sistemas de comunicação sem fio é frequentemente avaliada por métricas como o indicador de intensidade do sinal recebido (RSSI – *Received Signal Strength Indicator*) e a relação sinal-ruído (SNR – *Signal-to-Noise Ratio*). O RSSI fornece uma estimativa da potência do sinal recebido, enquanto a SNR expressa a razão entre a potência do sinal útil e a potência do ruído presente no canal.

Variações nessas métricas indicam alterações nas condições de propagação e podem resultar em instabilidade do enlace, perdas intermitentes de pacotes ou degradação gradual da comunicação. Estudos experimentais em ambientes externos demonstram que RSSI e SNR são sensíveis a fatores ambientais, como distância, vegetação e interferências eletromagnéticas (WU; ZHANG; MIAO, 2017).

2.2.3 Trabalhos Relacionados em Monitoramento LPWAN

Diversos trabalhos investigam o desempenho de tecnologias LPWAN em aplicações de monitoramento ambiental e industrial. Em (BOR; VIDLER; ROEDIG, 2016), a tecnologia LoRaWAN é apresentada como uma solução robusta para comunicações de longo alcance e baixo consumo energético. Já em (ALI *et al.*, 2019), compara-se o desempenho de ZigBee e LoRaWAN, evidenciando a superioridade desta última em enlaces de maior distância.

Estudos mais recentes, como (GAITÁN *et al.*, 2022), analisam métricas como RSSI, SNR e perda de pacotes em ambientes externos arborizados e costeiros, destacando a influência

do meio físico na qualidade da comunicação. Esses resultados reforçam que, mesmo em tecnologias projetadas para longo alcance, o canal de comunicação apresenta variabilidade significativa em função das condições ambientais, justificando análises que considerem fatores externos como explicativos das flutuações do sinal.

2.2.4 Modelos ITU-R para Atenuação Atmosférica

Além das perdas geométricas, a atmosfera introduz mecanismos adicionais de atenuação associados à absorção por gases e à presença de hidrometeoros, como a chuva. A *International Telecommunication Union* (ITU-R) fornece recomendações amplamente utilizadas para a modelagem desses efeitos.

A Recomendação ITU-R P.676 descreve a atenuação específica por gases atmosféricos, com destaque para o oxigênio (O_2) e o vapor d'água (H_2O), cuja contribuição depende da frequência e de parâmetros meteorológicos como temperatura, pressão e umidade (International Telecommunication Union, 2022). De forma complementar, a Recomendação ITU-R P.838 estabelece modelos para a atenuação específica por chuva, relacionando a taxa de precipitação à perda adicional no enlace (International Telecommunication Union, 2005).

Embora sistemas LPWAN empregados em telemetria operem em frequências inferiores às faixas milimétricas, essas recomendações fornecem uma fundamentação física sólida para compreender como variáveis meteorológicas alteram o meio de propagação e influenciam a estabilidade do sinal.

2.3 Influência das Condições Meteorológicas na Propagação de Sinais

As condições meteorológicas alteram as propriedades físicas da atmosfera, modificando o comportamento da propagação das ondas eletromagnéticas. Variáveis como temperatura do ar, umidade relativa, pressão atmosférica e velocidade do vento afetam a densidade e a composição do meio de transmissão, influenciando a absorção, a refração e a dispersão do sinal.

Mesmo em frequências abaixo de 10 GHz, típicas de sistemas LPWAN, variações nessas grandezas podem provocar flutuações na intensidade e na estabilidade do sinal recebido, especialmente em aplicações externas e de longa duração.

2.4 Dados Meteorológicos e Análise Integrada

O uso de dados meteorológicos em estudos aplicados à engenharia tem se intensificado, especialmente em análises que envolvem sistemas distribuídos e comunicação sem fio. Informações fornecidas por instituições como o Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) permitem caracterizar as condições climáticas locais com elevado nível de confiabilidade (Instituto Nacional de Meteorologia, 2025).

A integração de dados meteorológicos com dados operacionais de sistemas de telemetria possibilita identificar padrões temporais associados à degradação ou à estabilidade do sinal, contribuindo para o entendimento dos fatores externos que impactam a comunicação.

2.5 Conceitos Gerais de Aprendizado de Máquina

O Aprendizado de Máquina (*Machine Learning* – ML) constitui uma subárea da Inteligência Artificial voltada ao desenvolvimento de algoritmos capazes de identificar padrões em conjuntos de dados e produzir modelos úteis para análise e apoio à tomada de decisão (ALPAYDIN, 2020). Em sistemas complexos, nos quais múltiplas variáveis interagem de forma não linear, essas técnicas tornam-se particularmente relevantes.

No presente trabalho, o aprendizado supervisionado é empregado em um problema de regressão, no qual o sinal de força, expresso em porcentagem, é modelado em função de variáveis meteorológicas. Algoritmos como o *Random Forest Regressor* destacam-se por sua robustez e pela capacidade de estimar a importância relativa das variáveis explicativas (BREIMAN, 2001; LIMA, 2021).

2.6 Considerações Finais da Revisão Bibliográfica

A literatura revisada evidencia que sistemas de telemetria aplicados ao monitoramento de GLP dependem fortemente da qualidade da comunicação sem fio. Conceitos clássicos de propagação, métricas como RSSI e SNR, bem como fatores ambientais e meteorológicos, influenciam a estabilidade do enlace e o desempenho do sistema.

Além disso, observa-se que a integração de dados operacionais com informações meteorológicas, aliada ao uso de técnicas de aprendizado de máquina, constitui uma abordagem promissora para compreender e explicar as variações observadas no sinal. Nesse contexto, o presente estudo se insere em uma linha de pesquisa consolidada, contribuindo para a análise da influência das variáveis meteorológicas sobre o sinal de força em sistemas de telemetria aplicados ao monitoramento remoto de GLP.

3 METODOLOGIA

Este capítulo apresenta a metodologia adotada para analisar a influência das variáveis meteorológicas sobre o sinal de força de um dispositivo de telemetria aplicado ao monitoramento de um tanque cilíndrico vertical modelo P190 de Gás Liquefeito de Petróleo (GLP), localizado na região de São Luís – MA. O estudo caracteriza-se como um estudo de caso, com abordagem quantitativa, exploratória e explicativa, fundamentado na análise integrada de dados de telemetria e dados meteorológicos observacionais.

A metodologia foi estruturada em cinco etapas principais: (i) coleta e integração dos dados; (ii) tratamento e padronização da base de dados; (iii) análise exploratória e de correlação; (iv) avaliação de tendência temporal e aplicação do algoritmo *Random Forest Regressor* para análise da importância relativa das variáveis; e (v) análise temporal mensal das variáveis mais relevantes.

3.1 Contexto e Fluxo Geral da Metodologia

A Figura 1 apresenta o fluxo geral da metodologia adotada neste trabalho. O processo inicia-se com a coleta dos dados de telemetria e meteorologia, seguida pela integração temporal das bases. Após o tratamento e padronização dos dados, realizam-se análises exploratórias e de correlação com o objetivo de identificar padrões iniciais e relações lineares entre as variáveis.

Na sequência, aplica-se o algoritmo *Random Forest Regressor*, conforme proposto por (BREIMAN, 2001), com o objetivo de estimar a importância relativa das variáveis meteorológicas na variação do sinal de força. Adicionalmente, é conduzida uma avaliação de tendência temporal por meio do teste não paramétrico de Mann–Kendall, visando verificar a existência de tendência monotônica ao longo do período analisado.

Por fim, realiza-se uma análise temporal mensal para caracterizar o comportamento do sinal e das variáveis mais relevantes ao longo do ano, fornecendo subsídios para o planejamento operacional e a manutenção preventiva.

3.2 Coleta e Integração dos Dados

Os dados de telemetria analisados neste estudo foram extraídos da plataforma Neevo/Otodata, correspondentes ao histórico de medições de um dispositivo de telemetria modelo TM5240 instalado em um tanque cilíndrico vertical P190 de GLP. As variáveis de telemetria consideradas incluem o nível do tanque, a temperatura do equipamento e o sinal de força da comunicação.

Os dados meteorológicos foram obtidos junto ao Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), instituição oficial responsável pela coleta e disponibilização de dados climáticos no Brasil (Instituto Nacional de Meteorologia, 2025). As variáveis meteorológicas selecionadas

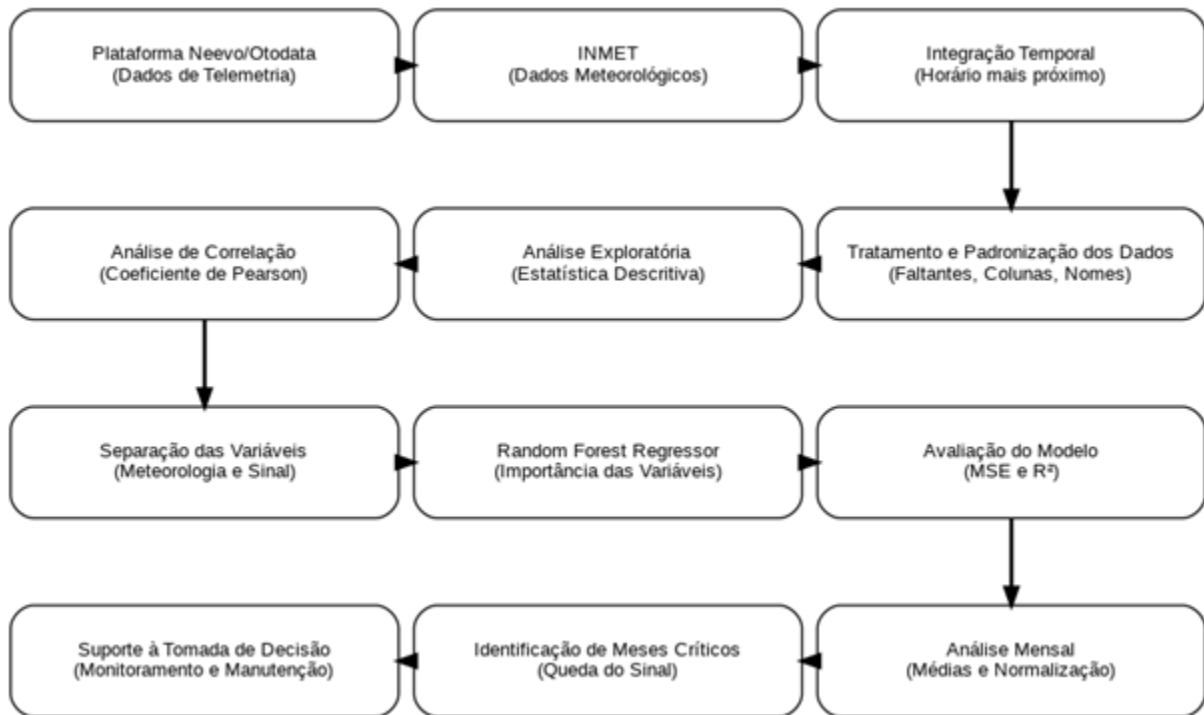


Figura 1 – Fluxograma da metodologia adotada no estudo

foram: temperatura do ar, umidade relativa, pressão atmosférica, radiação global e velocidade do vento, referentes à região de São Luís – MA.

A escolha dessas variáveis fundamenta-se em sua relevância física para o processo de propagação de sinais eletromagnéticos, conforme discutido na revisão bibliográfica. Variáveis como temperatura, umidade e pressão afetam diretamente as propriedades físicas da atmosfera, enquanto a radiação global e a velocidade do vento estão associadas à estabilidade atmosférica e à variabilidade do meio de propagação.

O período analisado compreende os meses de janeiro a dezembro de 2025, considerando a disponibilidade consolidada dos dados meteorológicos e de telemetria para todo o ano. Essa escolha garante consistência temporal entre as bases de dados e evita a utilização de informações incompletas ou provisórias.

A integração das bases de dados foi realizada por meio da correspondência temporal entre os registros, adotando-se o critério de associação pelo horário mais próximo, com tolerância máxima de uma hora entre as medições. Esse procedimento permitiu a construção de uma base consolidada, viabilizando a análise conjunta entre variáveis meteorológicas e operacionais.

3.3 Tratamento e Padronização dos Dados

Após a integração, realizou-se o tratamento da base de dados com o objetivo de garantir a consistência e a qualidade das informações analisadas. Inicialmente, registros completamente

vazios ou inconsistentes foram removidos.

Os valores ausentes das variáveis numéricas foram tratados por meio da substituição pela média da respectiva variável. Essa abordagem é adequada considerando a natureza contínua dos dados, a baixa proporção de valores faltantes após a integração e o caráter exploratório do estudo (MONARD; BARANAUSKAS, 2003). Ressalta-se que métodos mais sofisticados de imputação não foram empregados, uma vez que o foco do trabalho não é a previsão pontual do sinal, mas a análise de padrões, associações e comportamento temporal.

Também foi realizada a padronização dos nomes das colunas, visando facilitar a interpretação dos dados e a implementação dos algoritmos. Variáveis com grande quantidade de valores nulos ou sem relação direta com o objetivo do estudo, como consumo, inventário, *ullage*, valor bruto, precipitação total horária e direção do vento, foram removidas da base final, de modo a reduzir ruído estatístico e complexidade desnecessária.

3.4 Análise Exploratória, Correlação e Tendência Temporal

Com a base de dados tratada, realizou-se uma análise exploratória inicial com o objetivo de compreender o comportamento das variáveis ao longo do tempo. Essa etapa incluiu a obtenção de estatísticas descritivas e a análise da distribuição do sinal de força, de modo a identificar padrões gerais, dispersões e possíveis variações temporais relevantes.

Ressalta-se que a análise exploratória constitui apenas uma das possíveis abordagens iniciais para investigação de conjuntos de dados complexos. Métodos estatísticos mais avançados, como análise fatorial, testes formais de hipóteses e outras técnicas multivariadas, poderiam ser empregados com o objetivo de reduzir dimensionalidade, identificar estruturas latentes ou testar diferenças estatisticamente significativas entre condições. No entanto, optou-se por uma abordagem exploratória descritiva, alinhada ao caráter investigativo do estudo e ao foco na compreensão preliminar das relações entre o sinal de força e as variáveis meteorológicas.

Em seguida, foi aplicada a análise de correlação utilizando o coeficiente de Pearson. A escolha desse coeficiente deve-se ao fato de as variáveis analisadas serem contínuas e à necessidade de identificar associações lineares iniciais entre o sinal de força e as variáveis meteorológicas. O coeficiente de Pearson fornece uma medida da intensidade e do sentido da relação linear entre variáveis (PEGORINI, 2022).

Destaca-se que a correlação de Pearson não captura relações não lineares e não implica relação de causalidade. Dessa forma, seus resultados foram utilizados como indicadores preliminares, orientando as etapas subsequentes da análise, e não como evidência inferencial conclusiva.

Adicionalmente, foi aplicado o teste não paramétrico de Mann–Kendall à série temporal do sinal de força, com o objetivo de verificar a existência de tendência monotônica ao longo do

período analisado. Esse teste foi originalmente proposto por Mann (MANN, 1945) e posteriormente consolidado por Kendall (KENDALL, 1975), sendo amplamente utilizado em análises de séries temporais ambientais e de engenharia. Uma de suas principais características é a ausência de suposições quanto à normalidade dos dados, o que o torna adequado para avaliar variações estruturais no comportamento do sinal ao longo do tempo.

Do ponto de vista estatístico, poderiam ainda ser formulados testes de hipóteses específicos para cada variável explicativa, como testes paramétricos ou não paramétricos voltados à comparação de grupos ou condições distintas. Contudo, neste trabalho não foi conduzido um procedimento formal de teste de hipóteses, mantendo-se o enfoque exploratório e explicativo da análise.

3.5 Aplicação do Random Forest Regressor

Para aprofundar a análise da influência das variáveis meteorológicas sobre o sinal de força, foi aplicado o algoritmo *Random Forest Regressor*, proposto por (BREIMAN, 2001). O sinal de força foi definido como variável dependente, enquanto as variáveis meteorológicas constituíram o conjunto de variáveis independentes.

A escolha do Random Forest Regressor fundamenta-se em sua capacidade de modelar relações complexas e não lineares entre variáveis, sem a necessidade de pressupostos rígidos sobre a distribuição dos dados. O método permite capturar interações entre atributos e fornecer estimativas robustas da importância relativa de cada variável explicativa.

Ressalta-se que o objetivo deste trabalho não é a previsão exata do valor do sinal de força, mas a análise explicativa da influência das variáveis meteorológicas. Nesse contexto, o Random Forest foi selecionado por sua adequação a análises interpretativas, especialmente pela métrica de importância das variáveis (LIMA, 2021).

Embora outros algoritmos pudessem ser empregados, como regressão linear ou redes neurais, não foi realizada uma comparação sistemática entre modelos. Essa decisão deve-se ao escopo do trabalho e ao foco explicativo da análise, reconhecendo-se como limitação a não avaliação comparativa de múltiplos modelos.

O conjunto de dados foi dividido em subconjuntos de treinamento e teste com o objetivo de avaliar a consistência do modelo. Métricas como o erro médio quadrático (MSE) e o coeficiente de determinação (R^2) foram utilizadas como indicadores auxiliares da qualidade do ajuste, conforme recomendado por (OSHIRO, 2013).

Adicionalmente, métodos de reamostragem, como o BCa (*Bias-Corrected and Accelerated Bootstrap*), poderiam ser empregados em trabalhos futuros para estimar intervalos de confiança mais robustos para as métricas do modelo e para a importância das variáveis, reduzindo vieses e assimetrias amostrais.

3.6 Análise Temporal Mensal das Variáveis Relevantes

Com base nas variáveis meteorológicas identificadas como mais relevantes pelo modelo Random Forest, foi realizada uma análise temporal mensal. Os dados foram agrupados por mês, calculando-se as médias mensais do sinal de força e das variáveis climáticas selecionadas.

Para facilitar a comparação entre variáveis com escalas distintas, aplicou-se uma normalização dos valores para o intervalo entre zero e um (ALPAYDIN, 2020). Essa etapa permitiu observar o comportamento relativo das variáveis ao longo do ano e identificar intervalos nos quais determinadas condições meteorológicas estiveram associadas a quedas mais acentuadas do sinal de força.

Os resultados dessa análise fornecem subsídios técnicos para o planejamento de ações de monitoramento e manutenção preventiva, especialmente em períodos do ano mais críticos sob o ponto de vista ambiental e operacional.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Este capítulo apresenta os resultados obtidos a partir da metodologia descrita no Capítulo 3, bem como a discussão desses resultados à luz da literatura e do contexto operacional do sistema de telemetria analisado. O objetivo central é compreender o comportamento do sinal de força e sua relação com variáveis meteorológicas na região de São Luís – MA, destacando fatores associados à degradação da qualidade da comunicação ao longo do período estudado.

4.1 Caracterização dos Dados

O estudo foi desenvolvido a partir da integração de duas bases de dados: (i) dados de telemetria, extraídos da plataforma Neevo/Otodata, e (ii) dados meteorológicos, obtidos junto ao Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), referentes à região de São Luís – MA (Instituto Nacional de Meteorologia, 2025). A integração temporal foi realizada associando, para cada registro de telemetria, a observação meteorológica mais próxima no tempo, com tolerância máxima previamente definida, resultando em uma base consolidada composta por **788 registros e 25 variáveis**.

O período analisado compreende os meses de **janeiro a dezembro de 2025**, permitindo avaliar o comportamento do sinal de força ao longo de um ciclo anual completo. Essa abrangência temporal contribui para uma análise mais consistente das variações do enlace de comunicação sob diferentes condições meteorológicas ao longo do ano.

4.1.1 Tratamento e Preparação da Base de Dados

Após a integração, foram removidas colunas com elevada proporção de valores ausentes ou sem relação direta com o objetivo do estudo, tais como *Consumo*, *Inventário*, *Ullage*, *Valor Bruto*, bem como *precipitação total horária* e *direção do vento*. Essa etapa visa reduzir ruído estatístico e complexidade desnecessária do conjunto de dados, favorecendo análises mais interpretáveis e estáveis.

Para os valores ausentes remanescentes nas variáveis numéricas, aplicou-se imputação pela média da respectiva variável. Essa escolha é compatível com o caráter exploratório do trabalho e com a natureza contínua das medições, além de evitar a exclusão excessiva de amostras após a integração (MONARD; BARANAUSKAS, 2003). Ressalta-se, contudo, que a imputação por média tende a reduzir a variabilidade e a suavizar valores extremos; assim, os resultados devem ser interpretados como representações de tendências agregadas e não como descrições exatas de eventos pontuais.

4.2 Análise Exploratória do Sinal de Força

A análise exploratória tem como objetivo caracterizar o comportamento estatístico do sinal de força ao longo do período analisado e identificar padrões gerais, bem como possíveis episódios de degradação da comunicação.

A Tabela 1 apresenta as estatísticas descritivas das principais variáveis de telemetria. Observa-se que o **sinal de força médio foi de 76,49%**, com **desvio padrão de 12,37**, indicando uma variabilidade moderada ao longo do tempo. O valor mínimo observado (18%) revela a ocorrência de episódios de degradação severa do enlace de comunicação, enquanto o valor máximo (100%) indica momentos de desempenho ideal do sistema.

Do ponto de vista operacional, essa amplitude sugere que o sistema opera, na maior parte do tempo, dentro de uma faixa considerada adequada, porém apresenta situações pontuais em que a comunicação pode tornar-se crítica. Em sistemas de telemetria, quedas acentuadas do sinal podem resultar em perdas intermitentes de pacotes, atrasos no envio das medições e aumento de lacunas nos dados, afetando diretamente a confiabilidade do monitoramento remoto e o planejamento logístico associado ao abastecimento de GLP.

Tabela 1 – Resumo estatístico das principais variáveis de telemetria

Estatística	Sinal de Força (%)	Temperatura (°C)	Nível (%)
Quantidade de registros	788	788	788
Média	76,49	28,00	64,15
Desvio padrão	12,37	2,45	16,13
Valor mínimo	18,00	22,25	27,00
1º Quartil (25%)	68,00	26,45	53,00
Mediana (50%)	76,00	27,75	65,00
3º Quartil (75%)	84,00	29,45	78,00
Valor máximo	100,00	38,75	85,00

A Figura 2 apresenta o histograma do sinal de força obtido a partir da base anual consolidada. Observa-se uma concentração predominante dos valores na faixa aproximada de **65% a 85%**, indicando que o sistema opera, na maior parte do tempo, com níveis satisfatórios de intensidade de sinal.

A distribuição apresenta leve assimetria e uma cauda à esquerda, com poucos registros em níveis mais baixos, próximos a 20%–40%. Embora menos frequentes, esses episódios são operacionalmente relevantes, pois podem estar associados a momentos de instabilidade do enlace, resultando em atrasos, falhas intermitentes de comunicação ou aumento de perda de pacotes.

Esse comportamento é consistente com enlaces sem fio em ambientes reais, nos quais o canal de propagação está sujeito a variações induzidas por fatores ambientais, atmosféricos e estruturais (PEGORINI, 2022). Dessa forma, a análise exploratória reforça a pertinência de

investigar variáveis meteorológicas como potenciais fatores associados às flutuações observadas no sinal de força do sistema de telemetria.

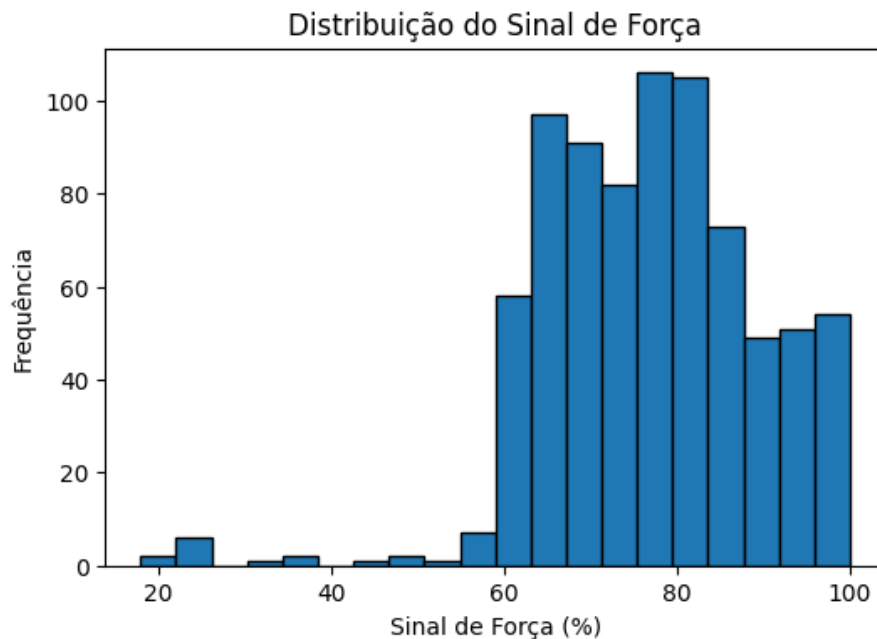


Figura 2 – Distribuição do sinal de força do dispositivo de telemetria

4.3 Correlação entre Variáveis Meteorológicas e Telemetria

A Figura 3 apresenta a matriz de correlação de Pearson entre as variáveis de telemetria e as variáveis meteorológicas. De modo geral, observa-se que as correlações associadas ao sinal de força são predominantemente **fracas a moderadas**, indicando que seu comportamento não pode ser explicado por uma única variável climática de forma isolada.

Esse resultado é coerente com a natureza de enlaces sem fio em ambientes reais, nos quais múltiplos fatores atuam simultaneamente, como condições atmosféricas, características do meio físico, infraestrutura da rede, posicionamento do dispositivo e efeitos de multipercurso. Além disso, o coeficiente de Pearson captura apenas relações lineares, podendo subestimar dependências não lineares e interações entre variáveis.

Analisando especificamente o sinal de força, destacam-se associações positivas moderadas com variáveis de temperatura, como a temperatura do ar ($r \approx 0,42$), temperatura máxima ($r \approx 0,40$) e temperatura mínima ($r \approx 0,41$), sugerindo que valores mais elevados de temperatura tendem a estar associados a níveis mais altos de intensidade do sinal. Por outro lado, observa-se uma associação negativa consistente com variáveis de umidade, como umidade máxima ($r \approx -0,37$), umidade mínima ($r \approx -0,37$) e umidade média ($r \approx -0,38$), indicando que ambientes mais úmidos estão associados a reduções no sinal de força.

As variáveis de vento apresentam correlações positivas fracas com o sinal, enquanto pressão atmosférica, radiação global e temperatura do orvalho exibem associações de baixa magnitude. Esses valores reforçam que, isoladamente, nenhuma variável meteorológica é suficiente para explicar a variabilidade do sinal, mas que existem tendências que podem ser exploradas em modelos multivariados.

Ressalta-se que a correlação não implica relação causal. Assim, os resultados desta etapa devem ser interpretados como indícios exploratórios, utilizados para orientar análises mais robustas, como a modelagem com aprendizado de máquina apresentada nas seções seguintes.

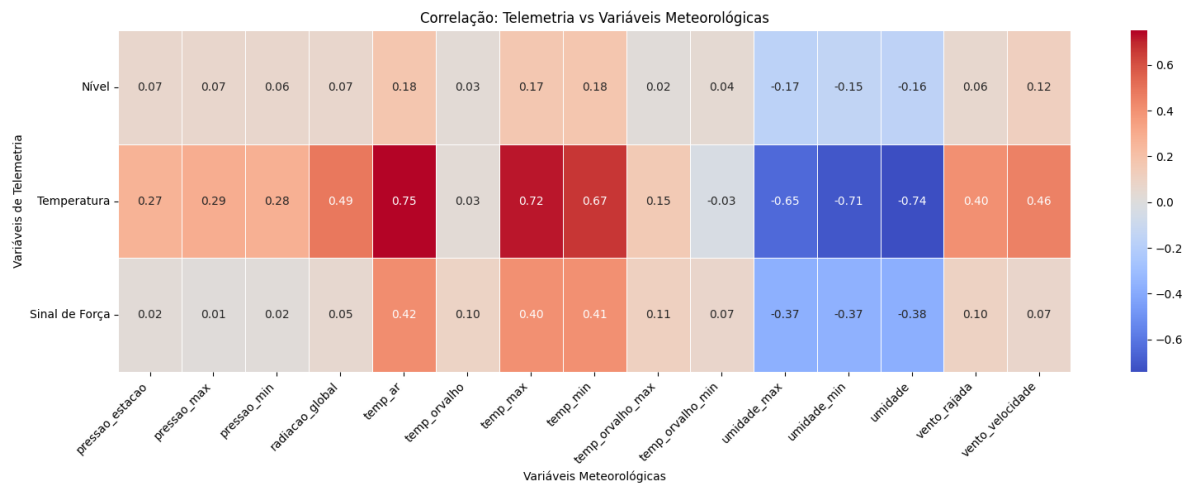


Figura 3 – Mapa de calor da correlação entre variáveis de telemetria e meteorologia

Em estudos envolvendo tecnologias LPWAN, é recorrente observar que métricas como RSSI, SNR e perda de pacotes variam em função tanto das condições ambientais quanto do cenário de implantação do sistema, indicando que o desempenho do enlace é multifatorial e fortemente dependente do contexto físico e operacional (WU; ZHANG; MIAO, 2017; WANG *et al.*, 2019).

Nesse sentido, os resultados da correlação fornecem uma caracterização inicial das associações lineares, mas também evidenciam a limitação de abordagens univariadas. Isso justifica a adoção de um método capaz de capturar interações entre variáveis e relações não lineares, motivando o emprego do algoritmo Random Forest na próxima seção.

4.4 Importância das Variáveis Meteorológicas via Random Forest

O *Random Forest Regressor* foi aplicado com enfoque explicativo para estimar a importância relativa das variáveis meteorológicas na variação do sinal de força. No conjunto de teste, o modelo obteve erro médio quadrático (MSE) de **108,86** e coeficiente de determinação (R^2) de **0,2671**, indicando que cerca de 26,7% da variabilidade do sinal está associada às variáveis meteorológicas consideradas.

Embora esse valor não represente alta capacidade preditiva, ele é compatível com sistemas reais de comunicação sem fio, nos quais parte relevante da variabilidade decorre de fatores não modelados, como posicionamento da antena, obstáculos físicos, multipercurso e infraestrutura da rede. Assim, o modelo é utilizado com finalidade explicativa e de priorização de variáveis, e não como preditor completo.

A Figura 4 apresenta a importância das variáveis segundo o critério MDI. A temperatura do ar (`temp_ar`) é o atributo mais relevante ($\approx 0,176$), seguida pela rajada de vento (`vento_rajada`, $\approx 0,117$) e pela velocidade do vento (`vento_velocidade`, $\approx 0,093$). Em seguida aparecem variáveis de temperatura mínima, pressão mínima e máxima, e temperatura máxima, indicando que o estado térmico e barométrico da atmosfera contribuem de forma combinada para a variação do sinal.

De modo geral, os resultados mostram que o comportamento do sinal está associado a um conjunto de fatores meteorológicos que atuam conjuntamente, reforçando a adequação do Random Forest para capturar interações e relações não lineares em ambientes reais de propagação (WANG *et al.*, 2019).

Ressalta-se que as análises gráficas de importância apresentadas nesta seção possuem caráter exploratório e explicativo, visando à priorização das variáveis meteorológicas segundo sua contribuição relativa no modelo Random Forest. As importâncias estimadas não são normalizadas em uma escala estatística comum entre métodos distintos, como MDI e permutação, e, portanto, não devem ser interpretadas como medidas inferenciais diretas ou comparáveis em termos absolutos.

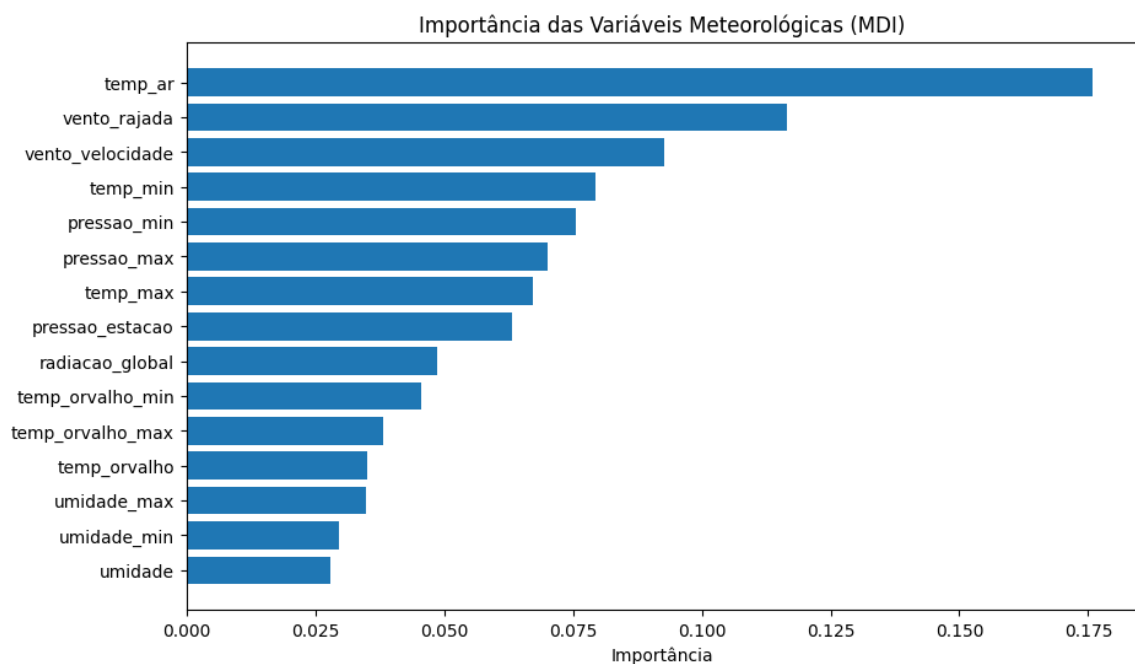


Figura 4 – Importância das variáveis meteorológicas pelo método MDI (Random Forest)

A Figura 5 apresenta a importância das variáveis por permutação. Esse método avalia o impacto de cada atributo no desempenho do modelo ao embaralhar seus valores, preservando a distribuição, mas rompendo sua associação com o sinal de força. A queda média no desempenho indica o quanto o modelo depende de cada variável.

Observa-se novamente que a temperatura do ar (`temp_ar`) é a variável mais relevante ($\approx 0,089$), seguida pela rajada de vento (`vento_rajada`, $\approx 0,067$) e pela velocidade do vento (`vento_velocidade`, $\approx 0,067$). Na sequência, destacam-se a temperatura mínima (`temp_min`), a pressão mínima (`pressao_min`) e a temperatura do orvalho mínima (`temp_orvalho_min`), indicando que tanto o regime térmico quanto o estado barométrico e higrométrico da atmosfera contribuem para a variação do sinal.

Variáveis associadas à umidade e à radiação global apresentam impacto mais reduzido no desempenho do modelo, reforçando que a influência meteorológica ocorre de forma combinada e não é dominada por um único fator isolado.

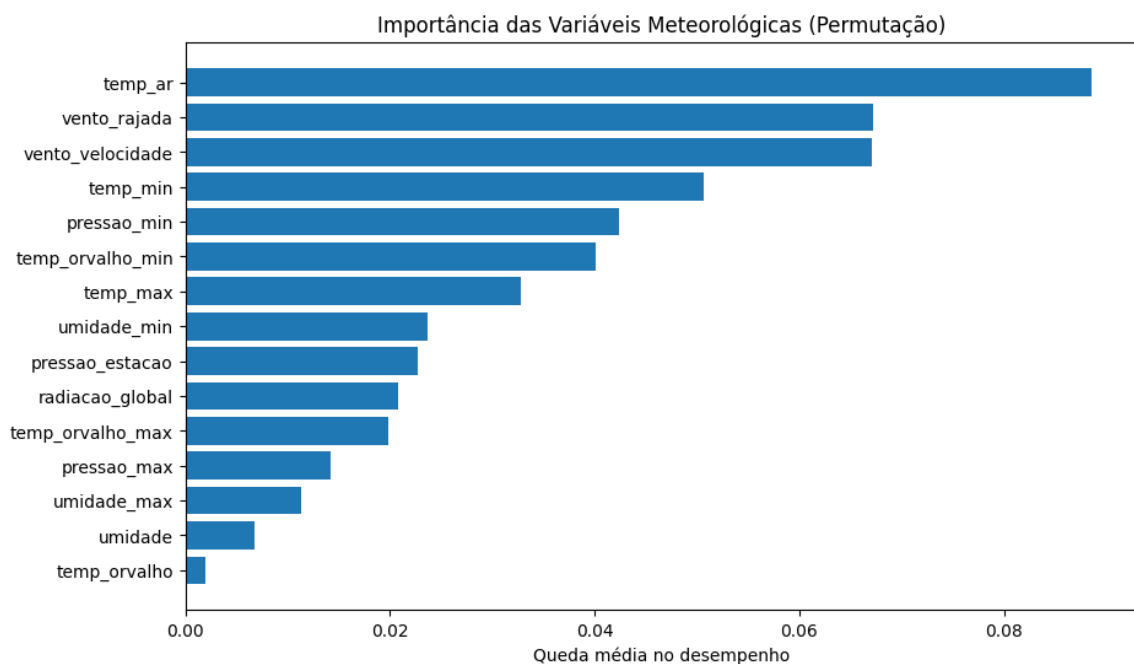


Figura 5 – Importância das variáveis meteorológicas por permutação (Random Forest)

Observa-se que, no método de permutação, as importâncias estimadas são predominantemente positivas e de baixa a moderada magnitude, refletindo a contribuição marginal de cada variável para o desempenho do modelo. Esses valores não representam efeitos estatísticos isolados, mas sim a dependência relativa do modelo em relação aos atributos, considerando interações e redundâncias presentes no conjunto de dados. Isso indica que a maioria das variáveis meteorológicas contribui, em algum nível, para o desempenho do modelo, ainda que com pesos distintos. Diferenças entre as importâncias podem estar associadas à colinearidade entre atributos, à presença de informação redundante e a efeitos de amostragem no conjunto de teste, o que

é comum em bases observacionais de sistemas reais.

Do ponto de vista estatístico, métodos baseados em reamostragem, como o bootstrap com correção de viés e aceleração (BCa), poderiam ser empregados para estimar intervalos de confiança associados às importâncias das variáveis, permitindo uma análise inferencial mais robusta (EFRON; TIBSHIRANI, 1993). No entanto, tais abordagens não foram adotadas neste trabalho, uma vez que o objetivo central da análise é explicativo e comparativo, e não a realização de inferência estatística formal sobre os pesos atribuídos às variáveis.

Assim, as variáveis com menor impacto não devem ser interpretadas como irrelevantes, mas como atributos cuja contribuição é secundária dentro do conjunto multivariado analisado. O método de permutação, ao avaliar a queda no desempenho do modelo, fornece uma medida mais direta da dependência do modelo em relação a cada variável, complementando a análise MDI.

Os achados desta seção dialogam com estudos em tecnologias LPWAN e LoRaWAN que avaliam o desempenho do enlace por métricas como RSSI, SNR e perda de pacotes, mostrando que a qualidade da comunicação varia conforme o cenário físico e as condições do ambiente de implantação (BOR; VIDLER; ROEDIG, 2016; GAITÁN *et al.*, 2022). Embora o presente trabalho trate de telemetria em contexto de GLP e redes celulares LPWAN, a evidência de associação entre variáveis ambientais e métricas do enlace é convergente com a literatura.

4.5 Análise Mensal e Identificação de Períodos Críticos

A Tabela 2 apresenta as médias mensais do sinal de força e de variáveis meteorológicas selecionadas ao longo do período analisado. Observa-se uma variação estruturada no desempenho do sinal, com valores mais baixos concentrados principalmente entre os meses de janeiro e abril.

A partir de maio, nota-se uma melhora significativa do sinal, com destaque para os meses de maio, novembro e dezembro, que apresentam os maiores valores médios. Esse comportamento sugere que condições ambientais típicas do início do ano podem estar associadas a maior instabilidade do enlace, enquanto períodos mais secos e estáveis favorecem a qualidade da comunicação.

Essa análise mensal permite identificar janelas temporais mais críticas para a operação do sistema de telemetria, fornecendo subsídios para estratégias de monitoramento, manutenção e planejamento mais eficientes.

Tabela 2 – Médias mensais do sinal de força e variáveis meteorológicas relevantes

Mês	Sinal de Força (%)	Pressão (mB)	Vento (m/s)	Temp. Ar (°C)	Umidade (%)
1	69.49	1004.99	1.70	26.38	84.11
2	68.77	1004.57	1.33	24.28	88.19
3	67.61	1005.63	1.21	23.40	88.02
4	68.73	1005.43	0.70	24.66	87.92
5	87.84	1006.91	1.06	25.66	85.97
6	85.30	1007.69	1.92	27.48	77.47
7	73.21	1008.66	1.38	26.73	80.40
8	82.95	1008.01	1.85	26.44	79.10
9	70.57	1007.42	1.68	26.36	78.68
10	76.84	1006.22	1.43	27.69	72.53
11	87.57	1004.71	1.43	27.96	71.89
12	88.21	1004.39	1.43	27.39	76.36

A Figura 6 evidencia que o sinal de força apresenta uma **variação estruturada ao longo dos meses**. Observa-se que o comportamento do enlace não é puramente aleatório no tempo, mas exibe períodos recorrentes de maior e menor desempenho.

Esse resultado é relevante porque indica que a degradação do sinal possui um componente temporal, compatível com a hipótese de influência de condições ambientais e operacionais, e não apenas com flutuações pontuais ou eventos isolados.

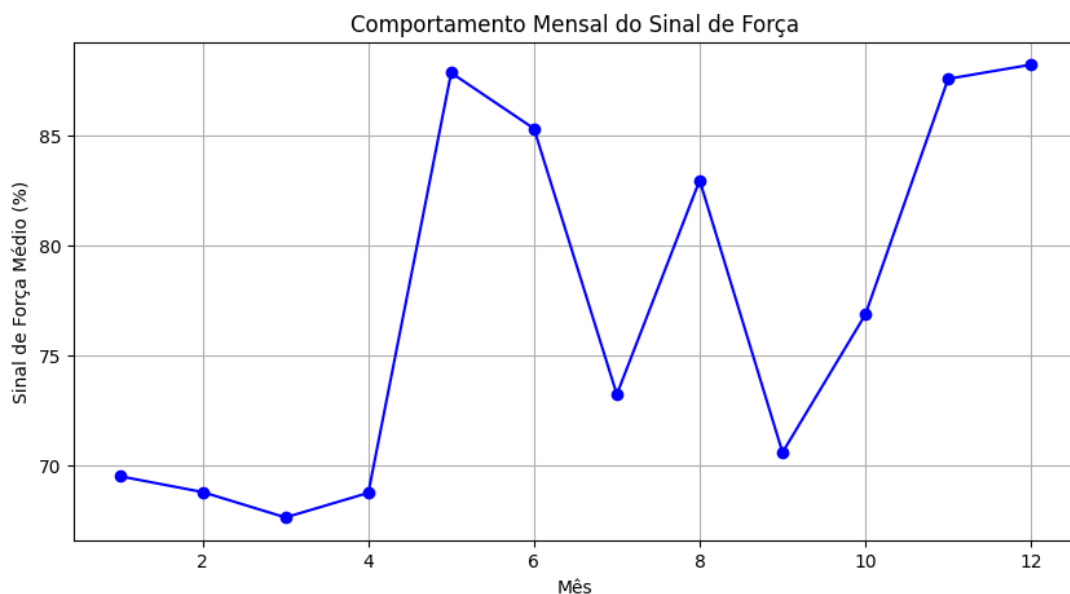


Figura 6 – Comportamento mensal do sinal de força médio

4.5.1 Análise de Tendência Temporal pelo Teste de Mann–Kendall

Embora a análise mensal permita observar visualmente a variação do sinal de força ao longo do tempo, é necessário verificar se esse comportamento apresenta uma tendência estatística.

ticamente significativa ou se pode ser atribuído a flutuações aleatórias. Para isso, aplicou-se o teste não paramétrico de Mann–Kendall, amplamente utilizado na análise de séries temporais por não exigir pressupostos de normalidade e por ser robusto à presença de valores extremos (MANN, 1945; KENDALL, 1975; GILBERT, 1987).

O teste foi aplicado à série temporal do sinal de força e indicou uma **tendência crescente**, com estatística de correlação $\tau = 0,4232$ e **p-valor** ≈ 0 , permitindo rejeitar a hipótese nula de ausência de tendência com elevado nível de significância. O valor positivo de τ indica que, ao longo do período analisado, o sinal de força tende a apresentar aumento moderado e consistente.

Esse resultado confirma que o comportamento do sinal não é puramente aleatório no tempo, mas possui uma estrutura temporal bem definida. Tal evidência estatística é coerente com o padrão observado na Figura 6, na qual se nota a melhoria do desempenho do enlace nos meses finais do período estudado.

Do ponto de vista operacional, a existência dessa tendência sugere que fatores cumulativos, como estabilidade da rede, adaptação do enlace, condições ambientais médias ou ajustes operacionais, podem estar contribuindo para a evolução positiva do sinal ao longo do ano. Assim, o teste de Mann–Kendall complementa as análises baseadas em correlação e aprendizado de máquina, fornecendo uma validação estatística adicional da dinâmica temporal do sinal de força.

Para investigar quais variáveis podem estar associadas à variação temporal do sinal de força, foram construídas comparações mensais normalizadas entre o sinal e variáveis meteorológicas selecionadas. A normalização consiste em reescalar cada série para uma mesma faixa relativa, permitindo comparar **tendências e padrões de variação** entre grandezas com unidades e ordens de magnitude distintas, sem distorção por escala.

A Figura 7 apresenta a comparação entre o sinal de força e a umidade relativa. Observa-se que os períodos com maiores valores normalizados de umidade tendem a coincidir com menores níveis médios de sinal, especialmente nos primeiros meses do ano. Esse comportamento é coerente com os resultados de correlação e de importância por Random Forest, nos quais variáveis associadas à umidade apresentaram influência negativa ou baixa estabilidade. Do ponto de vista físico, ambientes mais úmidos podem contribuir para maior atenuação, variação do meio de propagação e instabilidade do enlace, não de forma isolada, mas em conjunto com outros fatores ambientais.

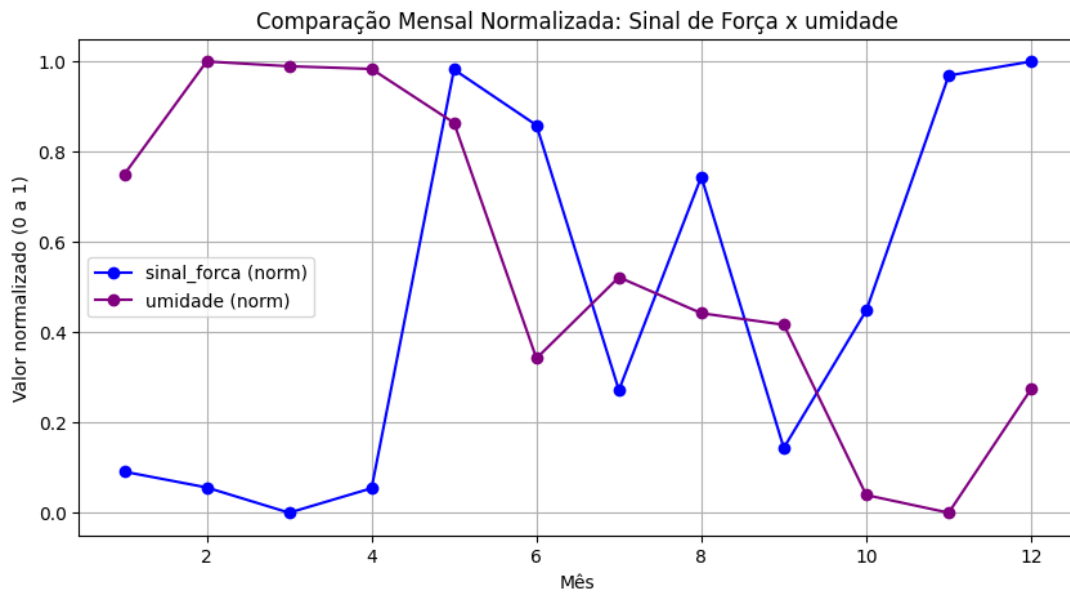


Figura 7 – Comparação mensal normalizada entre sinal de força e umidade relativa.

A Figura 8 mostra a comparação normalizada entre o sinal de força e a temperatura do ar. Nota-se que, em parte do período analisado, a variação da temperatura acompanha uma tendência de melhora do sinal. Esse resultado é consistente com a relevância da variável `temp_ar` observada nos métodos de correlação e, principalmente, na importância estimada pelo Random Forest, onde a temperatura aparece como o fator mais influente. A interpretação, contudo, não deve ser causal direta: a temperatura atua como indicador de condições ambientais mais amplas, como menor umidade e maior estabilidade do canal, reforçando a necessidade de análise multivariada.

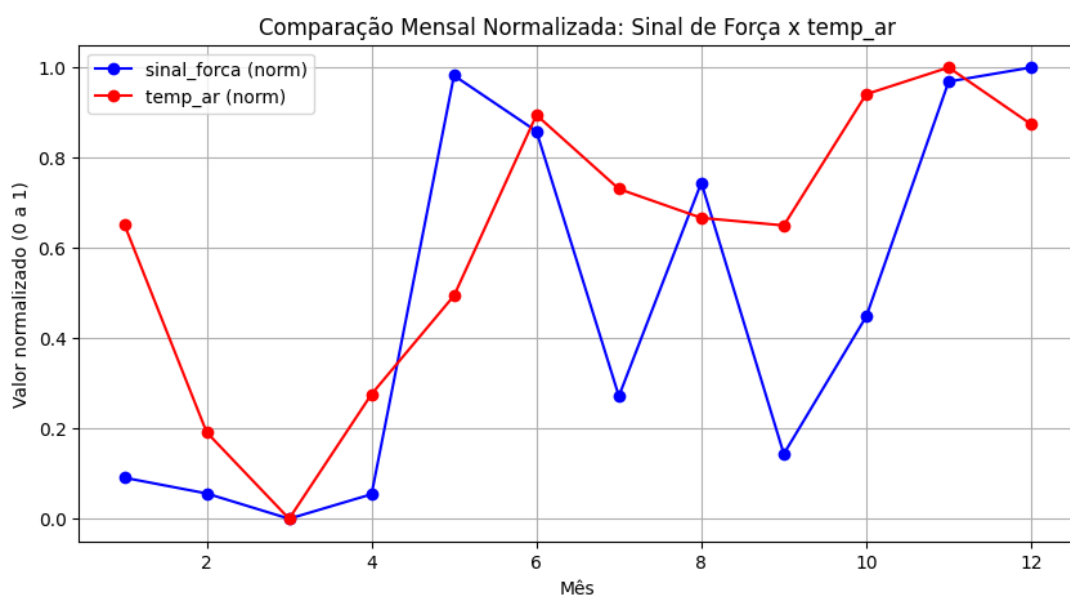


Figura 8 – Comparação mensal normalizada entre sinal de força e temperatura do ar.

A Figura 9 apresenta a relação entre o sinal e a pressão atmosférica. Diferentemente da umidade e da temperatura, a pressão não exibe um acompanhamento direto do comportamento do sinal em todos os meses, mas contribui para a variabilidade em períodos específicos. Esse achado é compatível com os resultados do Random Forest, nos quais variáveis de pressão aparecem com importância intermediária. Assim, a pressão atua como fator de contexto atmosférico, influenciando o enlace de forma indireta e combinada com outras condições ambientais.

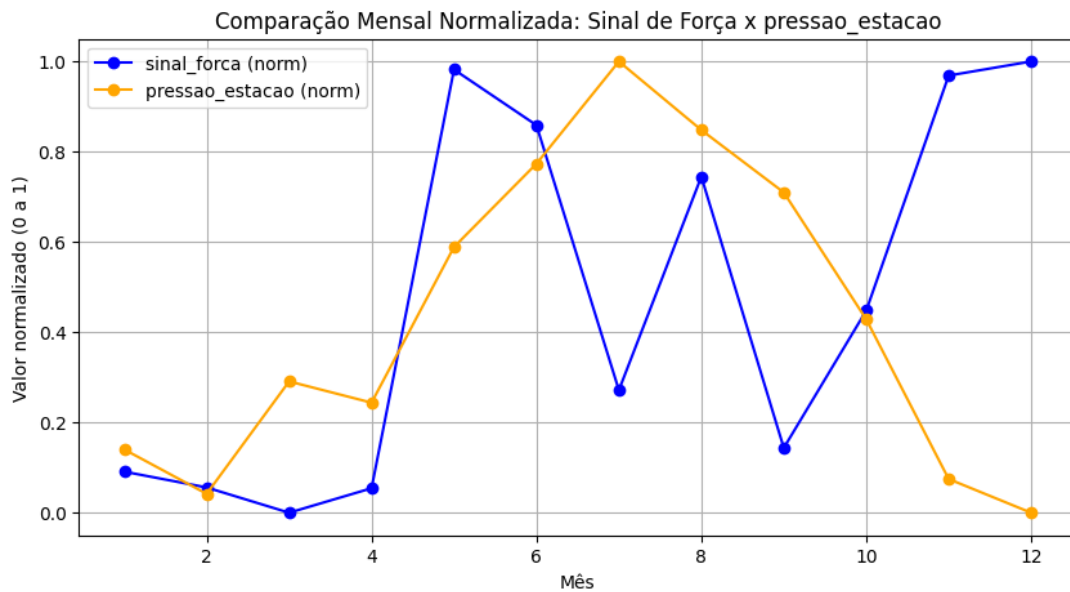


Figura 9 – Comparação mensal normalizada entre sinal de força e pressão atmosférica.

Por fim, a Figura 10 compara o sinal de força com a velocidade do vento. Observa-se que variações no vento acompanham parte da flutuação do sinal em determinados meses, o que está alinhado com o destaque dado às variáveis de vento nos métodos de importância (MDI e permutação). Em termos físicos, o vento pode estar associado a mudanças rápidas no microambiente do dispositivo, deslocamento de obstáculos, variações locais de propagação e instabilidade do canal, afetando a qualidade do enlace de maneira não linear.

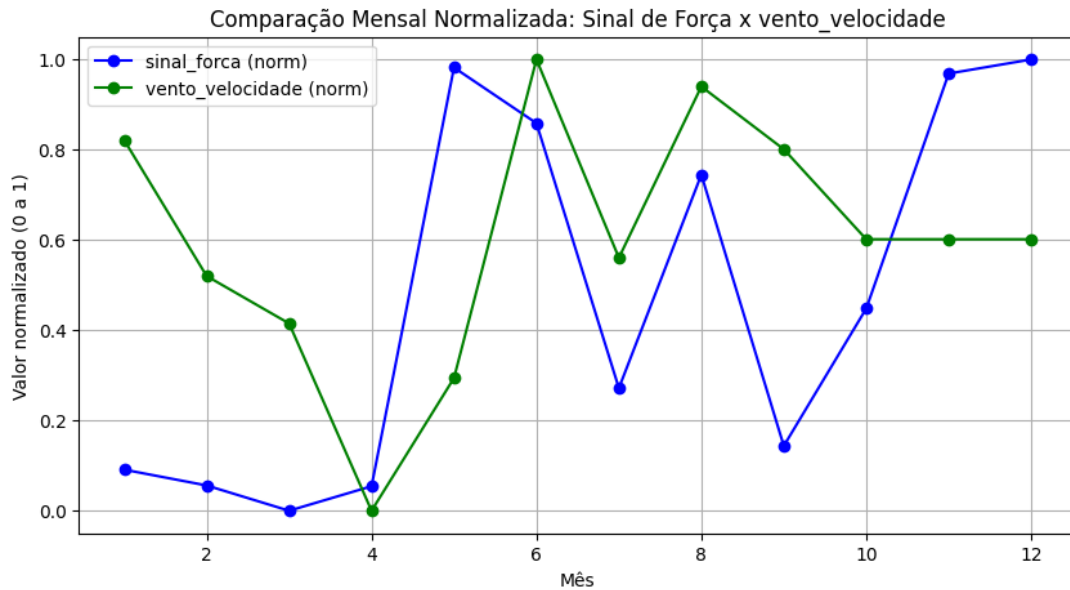


Figura 10 – Comparação mensal normalizada entre sinal de força e velocidade do vento.

Do ponto de vista operacional, essas análises permitem identificar períodos com maior probabilidade de degradação do enlace. Meses associados a maior umidade e menor sinal médio tendem a demandar maior vigilância do sistema, como ajustes de limiares, monitoramento de perdas de transmissão e planejamento de manutenção. Por outro lado, períodos com melhor comportamento médio do sinal oferecem maior previsibilidade e confiabilidade ao sistema de telemetria.

4.6 Discussão dos Resultados

Os resultados indicam que o sinal de força apresenta variações sistemáticas ao longo do ano, com associações consistentes com variáveis meteorológicas, em especial temperatura do ar, componentes do vento e indicadores de pressão atmosférica. As análises exploratórias e de correlação evidenciaram relações lineares fracas a moderadas, o que é compatível com o comportamento de enlaces sem fio reais, nos quais múltiplos fatores concorrentes influenciam simultaneamente a qualidade da comunicação.

A matriz de correlação mostrou que nenhuma variável climática, isoladamente, é capaz de explicar a variabilidade do sinal, reforçando o caráter multifatorial do problema. Essa constatação foi aprofundada com a aplicação do Random Forest, que capturou relações não lineares e interações entre variáveis. O modelo apresentou $R^2 = 0,267$, indicando que cerca de um quarto da variabilidade do sinal pode ser explicada apenas por fatores meteorológicos, valor considerado plausível em um sistema real de telemetria, no qual elementos físicos e operacionais não observados exercem papel dominante.

Entre as variáveis mais relevantes destacaram-se a temperatura do ar, a velocidade e a

rajada do vento, além de componentes de pressão atmosférica. A temperatura apresentou importância consistente tanto na análise de correlação quanto nos métodos MDI e de permutação, sugerindo que ela atua como indicador de condições ambientais mais amplas, relacionadas à estabilidade do meio de propagação. Já o vento aparece associado a mudanças no microambiente do enlace, como variações locais de propagação, possíveis deslocamentos de obstáculos e instabilidade do canal, afetando a qualidade do sinal de forma não linear. A pressão contribui como fator de contexto atmosférico, influenciando indiretamente a dinâmica do enlace.

As variáveis de umidade, embora relevantes do ponto de vista físico, apresentaram menor peso relativo nos modelos, indicando que sua influência ocorre principalmente em combinação com outros fatores, e não como determinante isolado da degradação do sinal. Esse comportamento é coerente com a natureza multivariada do problema, em que diferentes condições ambientais atuam de forma conjunta sobre o enlace.

Ao comparar os achados com a literatura, observa-se convergência com estudos em LPWAN e LoRaWAN que mostram que métricas como RSSI, SNR e perda de pacotes variam conforme o cenário de implantação e as condições do ambiente de propagação (BOR; VIDLER; ROEDIG, 2016; GAITÁN *et al.*, 2022; WU; ZHANG; MIAO, 2017). O presente trabalho contribui ao transpor essa abordagem para um contexto aplicado de telemetria em tanques de GLP, integrando dados meteorológicos observacionais à análise do desempenho do enlace.

Como limitação, destaca-se a ausência de variáveis físicas locais do sistema, como altura e orientação da antena, distância até a estação rádio base, obstruções no entorno do tanque, multipercurso e variações de cobertura da operadora. Assim, a influência meteorológica deve ser interpretada como um componente explicativo relevante, porém não exclusivo. Ainda assim, os resultados possuem implicações práticas importantes: ao identificar períodos e condições associadas à pior qualidade de sinal, torna-se possível planejar ações preventivas, como ajustes de limiares, monitoramento mais rigoroso de falhas de transmissão e planejamento de intervenções técnicas, aumentando a confiabilidade operacional do sistema de telemetria.

5 CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS

Este Trabalho de Conclusão de Curso teve como objetivo geral analisar a influência das variáveis meteorológicas sobre o sinal de força de um dispositivo de telemetria aplicado ao monitoramento de um tanque cilíndrico vertical P190 de Gás Liquefeito de Petróleo (GLP), instalado na região de São Luís – MA, no período compreendido entre janeiro e dezembro de 2025. Para atingir esse objetivo, foi realizada a integração de dados históricos de telemetria, extraídos da plataforma Neevo/Otodata, com dados meteorológicos oficiais disponibilizados pelo Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) (Instituto Nacional de Meteorologia, 2025), permitindo uma análise conjunta entre condições ambientais e desempenho da comunicação.

Os objetivos específicos definidos no início do trabalho foram plenamente atendidos. Inicialmente, realizou-se a caracterização do comportamento do sinal de força ao longo do tempo, identificando sua variabilidade e a ocorrência de períodos de degradação. Em seguida, analisou-se a relação entre o sinal e variáveis meteorológicas relevantes, por meio de análise de correlação e de técnicas de aprendizado de máquina. Por fim, foi possível identificar períodos do ano associados a maior vulnerabilidade da comunicação, fornecendo subsídios técnicos para o planejamento de ações de monitoramento e manutenção preventiva.

A metodologia adotada mostrou-se adequada ao problema proposto, combinando análise exploratória de dados, correlação estatística, modelagem por aprendizado de máquina e análise de tendência temporal. Além da correlação e do *Random Forest Regressor* como ferramenta explicativa, foi empregado o teste não paramétrico de Mann–Kendall, permitindo verificar estatisticamente a existência de tendência no comportamento do sinal de força ao longo do tempo. Esse teste confirmou uma tendência crescente estatisticamente significativa, indicando que a variação do sinal não ocorre de forma puramente aleatória, mas apresenta estrutura temporal consistente.

A análise exploratória evidenciou que o sinal de força apresenta variabilidade significativa ao longo do período analisado, com episódios pontuais de degradação que não ocorrem de forma aleatória. Complementarmente, a análise de correlação indicou que as relações lineares entre o sinal e as variáveis meteorológicas são, em sua maioria, fracas a moderadas, sugerindo que o comportamento do enlace resulta da interação conjunta de múltiplos fatores ambientais, e não da ação isolada de uma única variável.

A aplicação do algoritmo *Random Forest Regressor* constituiu um dos principais contributos deste trabalho. O modelo permitiu identificar, de forma robusta, as variáveis meteorológicas mais relevantes para explicar as variações observadas no sinal de força. Os resultados obtidos por meio das métricas de importância nativa (MDI) e de importância por permutação apresentaram convergência, destacando a temperatura do ar, a pressão atmosférica, a velocidade do vento e a umidade relativa como os fatores climáticos mais influentes. Essa convergência reforça a consistência dos resultados e reduz a possibilidade de conclusões baseadas em artefatos do modelo (BREIMAN, 2001; OSHIRO, 2013).

A análise temporal mensal aprofundou a interpretação dos resultados ao evidenciar um comportamento não aleatório e estruturado do sinal de força ao longo dos meses. Observou-se que determinados meses, em especial janeiro, fevereiro, março e setembro, apresentam maior vulnerabilidade da comunicação, associada a combinações de maior umidade relativa, maior instabilidade atmosférica e variações mais acentuadas do vento. Em contrapartida, meses como maio, junho, agosto e novembro apresentaram condições mais favoráveis à propagação do sinal, refletindo-se em maiores valores médios de intensidade do sinal de força. Esses achados estão em consonância com a literatura, que aponta a influência de condições atmosféricas sobre a propagação de sinais em sistemas de comunicação sem fio, especialmente em ambientes externos, redes LPWAN e regiões costeiras (PEGORINI, 2022; PONTE, 2022).

Do ponto de vista prático e operacional, os resultados obtidos possuem relevância direta para sistemas de telemetria aplicados ao monitoramento de tanques de GLP. A identificação de períodos sazonais críticos permite que estratégias de monitoramento, manutenção preventiva e gestão da comunicação sejam planejadas de forma mais eficiente. Por exemplo, períodos associados a maior degradação do sinal podem demandar maior frequência de monitoramento, ajustes de configuração do dispositivo, verificação de antenas ou adoção de margens adicionais de segurança na comunicação. Dessa forma, o trabalho contribui para o aumento da confiabilidade operacional e para a redução de riscos associados à perda de comunicação em sistemas críticos.

Apesar dos resultados consistentes, algumas limitações devem ser reconhecidas. O estudo foi restrito à análise de um único dispositivo de telemetria e de um único tanque de GLP, o que limita a generalização direta dos resultados para outros cenários. Além disso, a indisponibilidade de dados meteorológicos para o mês de dezembro de 2025 no banco de dados do INMET (Instituto Nacional de Meteorologia, 2025) impediu a análise de um ciclo anual completo. Outro ponto relevante é que o modelo Random Forest foi utilizado com foco explicativo, não sendo exploradas comparações sistemáticas com outros algoritmos de aprendizado de máquina, o que poderia ampliar a compreensão sobre diferentes abordagens de modelagem.

Ainda assim, as limitações identificadas não invalidam os resultados obtidos, mas indicam oportunidades claras de aprofundamento e expansão do estudo. O trabalho demonstrou que a análise integrada entre dados meteorológicos e telemetria constitui uma abordagem viável e promissora para compreender o comportamento do sinal de força em sistemas reais de monitoramento remoto.

5.1 Publicações Realizadas

Até o momento da conclusão deste Trabalho de Conclusão de Curso, os resultados obtidos não originaram publicações científicas em periódicos ou conferências. No entanto, a metodologia proposta e os achados apresentados possuem potencial para subsidiar trabalhos futuros e possíveis submissões acadêmicas, especialmente em áreas relacionadas a Internet das Coisas,

telemetria industrial e análise da influência de variáveis ambientais na propagação de sinais de comunicação sem fio.

5.2 Trabalhos Futuros

Como continuidade deste trabalho, diversas extensões e aprimoramentos podem ser considerados, tanto no âmbito acadêmico quanto no contexto aplicado e operacional. Os resultados obtidos indicam que as variáveis meteorológicas exercem influência mensurável sobre o sinal de força da telemetria, porém explicam apenas parte da sua variabilidade, uma vez que o desempenho do enlace também depende de fatores físicos, estruturais e de infraestrutura de comunicação não contemplados neste estudo.

Durante o desenvolvimento do projeto e a apresentação à banca examinadora, destacou-se que o valor relativamente baixo do coeficiente de determinação (R^2) está associado ao fato de que o sinal de força (RSSI) não é função exclusiva das condições atmosféricas, mas também de aspectos como posicionamento e orientação da antena, obstáculos físicos no entorno do tanque, distância até a estação rádio base, características da rede da operadora e fenômenos de multipercurso. Dessa forma, trabalhos futuros podem incorporar essas variáveis físicas e operacionais, permitindo a construção de modelos mais completos e com maior capacidade explicativa e preditiva.

Além disso, a empresa parceira do estudo demonstrou interesse e abriu a possibilidade de realização de testes presenciais em campo, permitindo a instrumentação e avaliação do sistema em condições reais de operação. Essa colaboração viabiliza a aplicação prática da metodologia desenvolvida neste trabalho, tanto em um dispositivo específico quanto em múltiplos dispositivos instalados em diferentes regiões geográficas, o que possibilitará avaliar a influência conjunta de clima, ambiente físico e infraestrutura de comunicação em cenários distintos.

Adicionalmente, como etapa preliminar à modelagem, trabalhos futuros podem aprofundar a utilização de técnicas de Análise Exploratória de Dados (EDA), visando compreender de forma mais detalhada a distribuição, correlação, presença de outliers, não linearidades e padrões latentes entre as variáveis meteorológicas e o RSSI. Essa abordagem pode contribuir para a seleção mais adequada de atributos, transformação de variáveis e identificação de comportamentos que não são facilmente perceptíveis apenas por métricas globais de desempenho.

Outra possibilidade relevante consiste na aplicação de testes de hipóteses estatísticas, permitindo verificar formalmente a significância da influência de cada variável meteorológica sobre o sinal de força. Testes como correlação de Pearson e Spearman, testes de independência, análise de variância (ANOVA) ou modelos lineares generalizados podem ser empregados para avaliar, com base inferencial, se determinadas condições climáticas produzem variações estatisticamente relevantes no desempenho do enlace de comunicação.

Além disso, técnicas de análise fatorial ou de redução de dimensionalidade, como a Aná-

lise de Componentes Principais (PCA), podem ser incorporadas para identificar fatores latentes que representem combinações das variáveis meteorológicas originais. Isso permite reduzir redundâncias, mitigar multicolinearidade e melhorar tanto a interpretação física do fenômeno quanto o desempenho de modelos preditivos aplicados à telemetria.

Entre as principais possibilidades de continuidade do trabalho, destacam-se:

- Expansão do estudo para múltiplos dispositivos de telemetria e diferentes tanques de GLP, incluindo instalações em regiões geográficas distintas, de modo a avaliar a consistência dos padrões identificados sob diferentes condições climáticas, físicas e de cobertura de rede;
- Ampliação do período de análise para contemplar anos completos e múltiplos ciclos climáticos, possibilitando uma avaliação mais robusta da sazonalidade do sinal de força e da repetibilidade dos comportamentos observados;
- Inclusão de variáveis físicas e operacionais do enlace, como altura e orientação da antena, presença de obstáculos, distância até a estação rádio base, tipo de cobertura da operadora e características do ambiente (urbano, industrial ou costeiro), enriquecendo a explicação da variabilidade do sinal;
- Aplicação sistemática de técnicas de Análise Exploratória de Dados, testes de hipóteses e análise fatorial ou redução de dimensionalidade, visando melhorar a compreensão estatística, a seleção de atributos e a interpretação dos fenômenos associados à propagação do sinal;
- Comparação sistemática do Random Forest com outros algoritmos de aprendizado de máquina, como Gradient Boosting, XGBoost, Support Vector Regression e Redes Neurais, avaliando não apenas o desempenho preditivo, mas também a capacidade explicativa e a robustez dos modelos;
- Inclusão de métricas adicionais de qualidade da comunicação, como latência, taxa de perda de pacotes, SNR e indicadores específicos das tecnologias CAT-M1 e NB-IoT, ampliando a análise do desempenho do enlace;
- Desenvolvimento de um sistema de apoio à decisão ou ferramenta preditiva que utilize informações meteorológicas e operacionais para antecipar períodos críticos de comunicação e apoiar ações de monitoramento e manutenção preventiva em sistemas de telemetria aplicados ao GLP.

Essas extensões podem contribuir para o aprofundamento da análise e para a aplicação prática dos resultados em ambientes reais de operação, fortalecendo a confiabilidade, a eficiência e a inteligência dos sistemas de telemetria utilizados no monitoramento de Gás Liquefeito de Petróleo.

REFERÊNCIAS

- Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis. **Anuário Estatístico Brasileiro do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis**. Rio de Janeiro: [s.n.], 2018. Disponível em: <<https://www.gov.br/anp>>. Citado na página 1.
- ALI, A. I.; PARTAL, S. Z.; KEPKE, S.; PARTAL, H. P. Zigbee and lora based wireless sensors for smart environment and iot applications. In: **2019 1st Global Power, Energy and Communication Conference (GPECOM)**. [S.l.]: IEEE, 2019. p. 19–23. Citado na página 4.
- ALPAYDIN, E. **Introduction to Machine Learning**. Cambridge: MIT Press, 2020. Citado 2 vezes nas páginas 6 e 11.
- BARROSO, L. A.; KELMAN, R.; GASPAR, J. L. **Energia no Brasil: desafios e perspectivas**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2020. Citado na página 1.
- BOR, M.; VIDLER, J.; ROEDIG, U. Lora for the internet of things. In: **Proceedings of the International Conference on Embedded Wireless Systems and Networks (EWSN)**. [S.l.: s.n.], 2016. Citado 3 vezes nas páginas 4, 18 e 24.
- BREIMAN, L. Random forests. **Machine Learning**, 2001. Citado 4 vezes nas páginas 6, 7, 10 e 25.
- EFRON, B.; TIBSHIRANI, R. J. **An Introduction to the Bootstrap**. [S.l.]: Chapman and Hall, 1993. Citado na página 18.
- GAITÁN, M. G. *et al.* Modeling lora communications in estuaries for iot environmental monitoring systems. **IEEE Sensors Journal**, v. 22, n. 21, p. 21312–21325, 2022. Citado 3 vezes nas páginas 4, 18 e 24.
- GILBERT, R. O. **Statistical Methods for Environmental Pollution Monitoring**. New York: John Wiley & Sons, 1987. ISBN 978-0471288787. Citado na página 20.
- HOLMEGAARD, E.; KJÆRGAARD, M. B. Real-time monitoring and data-driven decision support in industrial systems. **Journal of Industrial Information Integration**, 2015. Citado na página 1.
- Instituto Nacional de Meteorologia. **Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa**. 2025. Disponível em: <<https://www.inmet.gov.br>>. Citado 6 vezes nas páginas 2, 5, 7, 12, 25 e 26.
- International Telecommunication Union. **Recommendation ITU-R P.838-3: Specific attenuation model for rain for use in prediction methods**. 2005. Recommendation ITU-R. Disponível em: <<https://www.itu.int/rec/R-REC-P.838-3-200503-I/en>>. Citado na página 5.
- _____. **Recommendation ITU-R P.676-13: Attenuation by atmospheric gases and related effects**. 2022. Recommendation ITU-R. Disponível em: <<https://www.itu.int/rec/R-REC-P.676/en>>. Citado na página 5.
- KENDALL, M. G. **Rank Correlation Methods**. [S.l.]: Charles Griffin, 1975. Citado 2 vezes nas páginas 10 e 20.
- LIMA, C. Aplicações do random forest em análises explicativas. **Revista Brasileira de Computação Aplicada**, 2021. Citado 2 vezes nas páginas 6 e 10.

- MANN, H. B. Nonparametric tests against trend. **Econometrica**, v. 13, p. 245–259, 1945. Citado 2 vezes nas páginas 10 e 20.
- MONARD, M. C.; BARANAUSKAS, J. A. Conceitos sobre aprendizado de máquina. **Relatórios Técnicos do ICMC-USP**, 2003. Citado 2 vezes nas páginas 9 e 12.
- OSHIRO, T. How many trees in a random forest? **International Workshop on Machine Learning**, 2013. Citado 2 vezes nas páginas 10 e 25.
- PEGORINI, L. Impacto de fatores ambientais em sistemas iot industriais. **Revista Brasileira de Automação**, 2022. Citado 3 vezes nas páginas 9, 13 e 26.
- PONTE, R. D. **Aplicação de sistemas de telemetria no monitoramento de tanques de GLP**. Dissertação (Mestrado) — Instituição de Ensino Superior, 2022. Citado 2 vezes nas páginas 3 e 26.
- RAPPAPORT, T. S. *et al.* Millimeter wave mobile communications for 5g cellular: It will work! **IEEE Access**, v. 1, p. 335–349, 2013. Citado na página 4.
- SILVA, J.; SANTOS, M. Tecnologias lpwan aplicadas à indústria. **Revista Conectus**, 2023. Citado na página 3.
- SKLAR, B. **Digital Communications: Fundamentals and Applications**. Upper Saddle River: Prentice Hall, 2001. Citado na página 4.
- WANG, W. *et al.* Comparative analysis of channel models for industrial iot wireless communication. **IEEE Access**, v. 7, p. 91627–91640, 2019. Citado 2 vezes nas páginas 15 e 16.
- WU, H.; ZHANG, L.; MIAO, Y. The propagation characteristics of radio frequency signals for wireless sensor networks in large-scale farmland. **Wireless Personal Communications**, v. 95, n. 4, p. 3653–3670, 2017. Citado 3 vezes nas páginas 4, 15 e 24.
- XU, L. D.; HE, W.; LI, S. Internet of things in industries: A survey. **IEEE Transactions on Industrial Informatics**, 2018. Citado na página 1.

APÊNDICE A – CÓDIGOS-FONTE UTILIZADOS NO ESTUDO

Este apêndice descreve os códigos desenvolvidos em linguagem Python e utilizados nas etapas de integração dos dados, tratamento da base, análise exploratória, aplicação do algoritmo Random Forest Regressor e análise temporal mensal.

Em função do volume de código e visando otimizar o processo de compilação do documento, bem como facilitar a reprodutibilidade do estudo, os códigos completos foram disponibilizados em repositório externo.

<https://colab.research.google.com/drive/1fBQBgGgC7iWNGJIBXaRDLF4E4hSxR92y?usp=sharing>
Repositório contendo todos os scripts Python desenvolvidos para: (i) integração dos dados de telemetria e meteorologia; (ii) tratamento e padronização da base de dados; (iii) análise exploratória e correlação; (iv) aplicação do algoritmo Random Forest Regressor; (v) análise temporal mensal das variáveis meteorológicas.

Descrição dos principais scripts

- **integracao_dados.py**: integração temporal entre dados de telemetria e dados meteorológicos por meio do critério de horário mais próximo, com tolerância máxima de uma hora;
- **tratamento_dados.py**: remoção de registros vazios, exclusão de variáveis irrelevantes, padronização dos nomes das colunas e imputação de valores ausentes pela média;
- **eda_correlacao.py**: análise exploratória dos dados, geração de estatísticas descritivas, histogramas do sinal de força e análise de correlação de Pearson com visualização por mapas de calor;
- **random_forest.py**: aplicação do algoritmo Random Forest Regressor, avaliação do modelo por meio das métricas MSE e R^2 e extração da importância das variáveis meteorológicas pelos métodos MDI e permutação;
- **analise_mensal.py**: agrupamento mensal dos dados, cálculo das médias mensais e normalização das séries para comparação entre o sinal de força e as variáveis meteorológicas mais relevantes.

Os códigos foram desenvolvidos e executados no ambiente Google Colab e encontram-se documentados no repositório indicado, permitindo a reprodução completa dos resultados apresentados neste trabalho.

ANEXO A – INSTITUTO NACIONAL DE METEOROLOGIA – INMET

Este anexo apresenta informações institucionais do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), responsável pela coleta e disponibilização dos dados meteorológicos utilizados neste estudo.

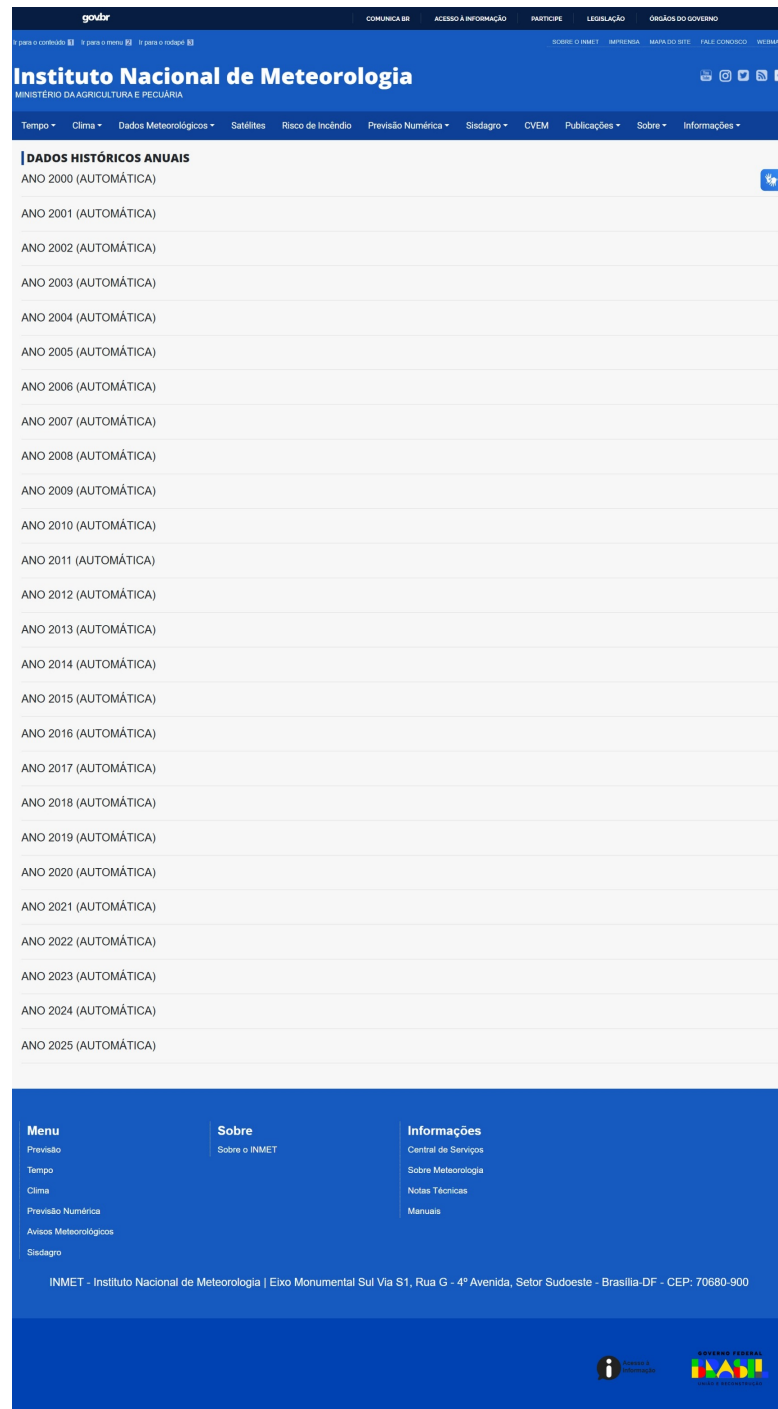


Figura 11 – Página institucional do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET)

Fonte: Instituto Nacional de Meteorologia (INMET).

ANEXO B – ESPECIFICAÇÕES TÉCNICAS DO DISPOSITIVO TM5240

Este anexo apresenta informações técnicas do dispositivo de telemetria TM5240, fornecidas pelo fabricante Odata.

Specifications

Propane, fuel, gases, water, chemicals, lubricants, temperature and more.
A tank monitor to suit your corporate needs.

Model: TM5240

Input

Remote Ready Hall Effect Module, I²C, 0-5 VDC, Temperature

Reporting & Outputs

Reporting	Tank level (5% variation) Low battery High/Excessive draw Fill Detection Temperature
Data Interface	API Email (to supplier and/or consumer) Raw data Online dashboard Client mobile app
Automated Testing	Network status Lead sensor status Battery status

Electrical Specifications

Refer to markings label for battery pack used

Radio Specifications

Technologies	CAT-M1 and NB-IoT Dual SIM Bluetooth
--------------	--

Environmental Specifications

Operating and storage temperature range	-40 °C to 60 °C	-40 °F to 140 °F
Relative humidity range	0% to 100%	
Enclosure rating	IP20 (enclosure designed for IP68)	
Warranty	5+ years	

Certifications

Hazardous location classification Monitors are third-party QPS Evaluation Services Inc. certified for use in hazardous locations. Class I, Div 1, Groups CD, T3. Ex ia IIB T3 Ga. Class I, Zone 0, AEx ia IIB T3 Ga.

IECEx Classification Ex ia IIB T3 Ga

FCC Notice FCC ID : 2ADQFMZ03AD, IC ID : 12649A-MZ03AD

ASSOCIATED APPARTUS ENTITY PARAMETERS

Uo [V] = 3.9V, Io [mA] = 335mA, Po [mW] = 119mW,
Co [μF] = 425uF, Lo [μH] = 10.17uH

Dimensions

Height	16 cm	6.3 in
Width	13 cm	5.1 in
Depth	11 cm	4.3 in

Option

GPS (mobile tank)

Figura 12 – Especificações técnicas do dispositivo de telemetria TM5240

Fonte: Datasheet do dispositivo TM5240.

ANEXO C – LOCALIZAÇÃO GEOGRÁFICA DA ÁREA DE ESTUDO

Este anexo apresenta o mapa de localização geográfica da área de estudo, situada no município de São Luís, no estado do Maranhão.



Figura 13 – Localização geográfica do município de São Luís – MA

Fonte: Google Maps.