



UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO

Curso de Engenharia Elétrica

Gabriel Rodrigo Matos Silva

**Técnicas de Processamento de Sinais para
Melhoria de Fusão Sensorial em Ambiente
Aquático e Terrestre**

São Luís

2026

Gabriel Rodrigo Matos Silva

Técnicas de Processamento de Sinais para Melhoria de Fusão Sensorial em Ambiente Aquático e Terrestre

Monografia apresentada ao curso de Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Maranhão, como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. João Viana da Fonseca Neto

São Luís

2026

Ficha gerada por meio do SIGAA/Biblioteca com dados fornecidos pelo(a) autor(a).
Diretoria Integrada de Bibliotecas/UFMA

Silva, Gabriel Rodrigo Matos.

Técnicas de Processamento de Sinais para Melhoria de Fusão Sensorial em Ambiente Aquático e Terrestre / Gabriel Rodrigo Matos Silva. - 2026.

137 f.

Coorientador(a) 1: Yan Ferreira da Silva.

Coorientador(a) 2: Wagner Elvio de Loiola Costa.

Orientador(a): João Viana da Fonseca Neto.

Curso de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Maranhão, São Luís, 2026.

1. Processamento de Sinais. 2. Filtragem Digital. 3. Fusão Sensorial. 4. Rede de Sensores Sem Fio. 5. Nó Sensor Inteligente. I. Costa, Wagner Elvio de Loiola. II. Neto, João Viana da Fonseca. III. Silva, Yan Ferreira da. IV. Título.

Gabriel Rodrigo Matos Silva

Técnicas de Processamento de Sinais para Melhoria de Fusão Sensorial em Ambiente Aquático e Terrestre

Monografia apresentada ao curso de Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Maranhão, como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia Elétrica.

Trabalho _____ em São Luís, 25 de janeiro de 2026:

Prof. Dr. João Viana da Fonseca Neto
Orientador

Prof. Dr. Yan Ferreira da Silva
Coorientador

Msc. Wagner Elvio de Loiola Costa
Coorientador

Prof. Dr. Angel Fernando Torrico Caceres
Examinador

Prof. Dr. Carlos Alberto Brandão Barbosa Leite
Examinador

São Luís
2026

Agradecimentos

Agradeço, primeiramente, à minha família, que sempre esteve ao meu lado e foi meu alicerce durante toda a trajetória acadêmica. Em especial, agradeço aos meus pais, seu Sérgio e dona França, pelo amor incondicional, incentivo e pelos exemplos de dedicação e perseverança que sempre me inspiraram. Agradeço também aos meus irmãos, Guilherme, Carol, Amanda e Gustavo, e às minhas avós, dona Chiquinha e dona Helena, pelo apoio constante e pelas palavras de encorajamento que me motivaram a seguir em frente nos momentos mais desafiadores da graduação em Engenharia Elétrica.

Registro minha sincera gratidão ao meu orientador, Dr. João Viana da Fonseca Neto, e aos coorientadores, Dr. Yan Ferreira da Silva e MSc. Wagner Elvio de Loiola Costa, por todo o suporte, paciência e valiosas contribuições para o desenvolvimento deste trabalho. A orientação de vocês foi essencial para o meu crescimento acadêmico e profissional, e guardarei com grande admiração os ensinamentos transmitidos ao longo desta jornada.

Estendo meus agradecimentos aos meus colegas de curso, que tornaram essa caminhada mais leve e enriquecedora. Aos amigos que, mesmo à distância, sempre torceram por mim e me ofereceram palavras de incentivo nos momentos de cansaço e incerteza. Em especial, aos amigos João Victor, Lucas França e William Machado, cuja parceria e companheirismo fortaleceram não apenas minha experiência acadêmica, mas também a amizade que levarei para a vida.

Por fim, agradeço à Universidade Federal do Maranhão (UFMA) e ao Departamento de Engenharia Elétrica (DEE) por proporcionarem a infraestrutura, os recursos e o ambiente acadêmico necessários para minha formação como engenheiro eletricitista.

*"O cosmos está dentro de nós.
Somos feitos de poeira estelar.
Somos uma maneira do cosmos
conhecer a si mesmo."*

Carl Sagan, em *"Cosmos: A Personal Voyage"*

Resumo

A qualidade da água e do ar é um fator crítico para a saúde pública e a sustentabilidade ambiental, sendo fortemente dependente da confiabilidade dos dados obtidos por sistemas de monitoramento. Esta monografia avalia metodologias de processamento de sinais voltadas à melhoria da qualidade de dados sensoriais, com foco na etapa de pré-filtragem como suporte à fusão sensorial e à análise ambiental.

O trabalho investiga e compara a aplicação de filtros digitais clássicos: Média Móvel, Wiener e Butterworth em sinais provenientes de um Nó Sensor Inteligente para monitoramento aquático e de uma Rede de Sensores Sem Fio aplicada ao monitoramento ambiental terrestre. As medições analisadas incluem grandezas diretas, como temperatura e pressão, e indiretas, como turbidez e concentração de gases, naturalmente sujeitas a ruídos, interferências e flutuações indesejadas.

A metodologia baseia-se no processamento de dados reais obtidos em dois cenários distintos: um ambiente de laboratório controlado com água do mar, com medições de pH, turbidez, temperatura e pressão, e um ambiente de laboratório, com medições de temperatura, umidade, luminosidade e gases. A implementação e a avaliação dos filtros foram realizadas em MATLAB®, e o desempenho foi quantificado por meio de métricas consagradas, incluindo Erro Quadrático Médio (MSE), Erro Médio Absoluto (MAE), Relação Sinal-Ruído (SNR), Relação Pico Sinal-Ruído (PSNR) e Coeficiente de Correlação de Pearson.

Os resultados indicam que todos os filtros contribuíram para a atenuação de ruídos e componentes de alta frequência; contudo, o filtro de Wiener apresentou desempenho superior de forma consistente, destacando-se pela melhor preservação das variações reais dos sinais com mínima distorção. Em contraste, o filtro de Média Móvel mostrou-se mais propenso à suavização excessiva, enquanto o filtro de Butterworth apresentou menor adaptabilidade às variações dos sinais analisados. Assim, o estudo demonstra que a escolha adequada da técnica de pré-filtragem é fundamental para o aprimoramento da qualidade dos dados e para a obtenção de estimativas ambientais mais precisas e confiáveis por meio da fusão sensorial.

Palavras-chave: Processamento de Sinais. Filtragem Digital. Fusão Sensorial. Métricas de Desempenho. Rede de Sensores Sem Fio. Nó Sensor Inteligente.

Abstract

Water and air quality are critical factors for public health and environmental sustainability and rely heavily on the reliability of data obtained from monitoring systems. This monograph evaluates signal processing methodologies aimed at improving the quality of sensory data, with particular emphasis on the pre-filtering stage as a means to support sensor data fusion and environmental analysis.

The study investigates and compares the application of classical digital filters—Moving Average, Wiener, and Butterworth—to signals acquired from an Intelligent Sensor Node for aquatic monitoring and from a Wireless Sensor Network applied to terrestrial environmental monitoring. The analyzed measurements include both direct variables, such as temperature and pressure, and indirect variables, such as turbidity and gas concentration, which are inherently affected by noise, interference, and undesired fluctuations.

The proposed methodology is based on the processing of real sensor data obtained in two distinct scenarios: a controlled marine environment, with measurements of pH, turbidity, temperature, and pressure, and a laboratory environment, with measurements of temperature, humidity, luminosity, and gas concentration. Filter implementation and evaluation were performed using MATLAB®, and performance was quantified using well-established metrics, including Mean Squared Error (MSE), Mean Absolute Error (MAE), Signal-to-Noise Ratio (SNR), Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR), and the Pearson Correlation Coefficient.

The results indicate that all filters contributed to the attenuation of noise and high-frequency components; however, the Wiener filter consistently achieved superior performance, standing out for its ability to preserve genuine signal variations with minimal distortion. In contrast, the Moving Average filter exhibited a tendency toward excessive smoothing, leading to loss of detail, while the Butterworth filter showed lower adaptability to signal variations. Overall, the study demonstrates that the appropriate selection of pre-filtering techniques is essential for enhancing data quality and enabling more accurate and reliable environmental estimates through sensor data fusion.

Keywords: Signal Processing. Digital Filtering. Sensor Data Fusion. Performance Metrics. Wireless Sensor Networks. Intelligent Sensor Node.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Filtragem de Wiener de um sinal ruidoso.	23
Figura 2 – Relacionamento entre os termos de fusão.	31
Figura 3 – Fusão de dados de sensores em um sistema.	32
Figura 4 – Resultado da medição: $RM = RB \pm IM$	33
Figura 5 – Esquema do nó sensor para medir a qualidade da água.	39
Figura 6 – Estrutura física do nó sensor para qualidade da água.	39
Figura 7 – Esquema do nó sensor para qualidade do ar.	40
Figura 8 – Estrutura física do nó sensor da RSSF para qualidade do ar.	40
Figura 9 – Todos os 8 Nós da RSSF.	41
Figura 10 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de turidez no mar.	42
Figura 11 – Esquemas de nefelômetros de feixe simples e de radiação espalhada. . .	45
Figura 12 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de turbidez no mar.	51
Figura 13 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de pH no mar.	52
Figura 14 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de temperatura externa (líquido) no mar.	54
Figura 15 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de temperatura interna do nó no mar.	56
Figura 16 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de pressão do ambiente no mar.	57
Figura 17 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de temperatura do ambiente do nó 1.	59
Figura 18 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de umidade do ambiente.	60
Figura 19 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de gás do ambiente.	62
Figura 20 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de luminosidade do ambiente do nó 1.	63
Figura 21 – Gráfico do resultado da fusão dos sensores de temperatura do ar. . . .	68
Figura 22 – Gráfico da confiabilidade dos sensores de temperatura do ar.	69
Figura 23 – Gráfico do resultado da fusão dos sensores de umidade do ar.	70
Figura 24 – Gráfico da confiabilidade dos sensores de umidade do ar.	71
Figura 25 – Gráfico do resultado da fusão dos sensores de gás do ar.	72

Figura 26 – Gráfico da confiabilidade dos sensores de gás do ar.	73
Figura 27 – Gráfico do resultado da fusão dos sensores de luminosidade do ar. . . .	74
Figura 28 – Gráfico da confiabilidade dos sensores de luminosidade do ar.	75
Figura 29 – Comparativo dos sinais de temperatura por sensor, após a filtragem. . .	77
Figura 30 – Comparativo dos sinais de temperatura por sensor, após a filtragem. . .	80
Figura 31 – Comparativo dos sinais de temperatura por sensor, após a filtragem. . .	83
Figura 32 – Comparativo dos sinais de temperatura por sensor, após a filtragem. . .	85
Figura 33 – Comparativo dos sinais de temperatura por sensor, após a filtragem. . .	88
Figura 34 – Comparativo dos sinais de temperatura por sensor, após a filtragem. . .	91
Figura 35 – Comparativo dos sinais de temperatura por sensor, após a filtragem. . .	94
Figura 36 – Comparativo dos sinais de temperatura por sensor, após a filtragem. . .	97
Figura A.1–Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de temperatura do ambiente do nó 2.	108
Figura A.2–Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de umidade do ambiente do nó 2.	109
Figura A.3–Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de gases do ambiente do nó 2.	110
Figura A.4–Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de luminosidade do ambiente do nó 2.	111
Figura A.5–Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de temperatura do ambiente do nó 3.	112
Figura A.6–Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de umidade do ambiente do nó 3.	113
Figura A.7–Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de gases do ambiente do nó 3.	114
Figura A.8–Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de luminosidade do ambiente do nó 3.	115
Figura A.9–Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de temperatura do ambiente do nó 4.	116
Figura A.10–Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de umidade do ambiente do nó 4.	117
Figura A.11–Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de gases do ambiente do nó 4.	118
Figura A.12–Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de luminosidade do ambiente do nó 4.	119
Figura A.13–Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de temperatura do ambiente do nó 5.	120
Figura A.14–Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de umidade do ambiente do nó 5.	121

Figura A.15–Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de gases do ambiente do nó 5.	122
Figura A.16–Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de luminosidade do ambiente do nó 5.	123
Figura A.17–Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de temperatura do ambiente do nó 6.	124
Figura A.18–Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de umidade do ambiente do nó 6.	125
Figura A.19–Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de gases do ambiente do nó 6.	126
Figura A.20–Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de luminosidade do ambiente do nó 6.	127
Figura A.21–Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de temperatura do ambiente do nó 7.	128
Figura A.22–Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de umidade do ambiente do nó 7.	129
Figura A.23–Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de gases do ambiente do nó 7.	130
Figura A.24–Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de luminosidade do ambiente do nó 7.	131
Figura A.25–Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de temperatura do ambiente do nó 8.	132
Figura A.26–Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de umidade do ambiente do nó 8.	133
Figura A.27–Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de gases do ambiente do nó 8.	134
Figura A.28–Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de luminosidade do ambiente do nó 8.	135

Lista de tabelas

Tabela 1 – Comparativo entre os filtros.	25
Tabela 2 – Parâmetros de Qualidade da Água segundo Normas Brasileiras	36
Tabela 3 – Parâmetros de Qualidade do Ar segundo Normas Brasileiras	37
Tabela 4 – Desempenho dos filtros no sinal de turbidez no mar.	52
Tabela 5 – Desempenho dos filtros no sinal de pH no mar	53
Tabela 6 – Desempenho dos filtros no sinal de temperatura externa (líquido) no mar	55
Tabela 7 – Desempenho dos filtros no sinal de temperatura interna do nó (°C) no mar	56
Tabela 8 – Desempenho dos filtros no sinal de pressão do ambiente no mar	58
Tabela 9 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de temperatura do ambiente (nó 1).	59
Tabela 10 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de umidade do ambiente (nó 1).	61
Tabela 11 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de gás no ambiente (nó 1).	62
Tabela 12 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de luminosidade do ambiente (nó 1).	64
Tabela 13 – Resumo estatístico das métricas por filtro.	66
Tabela 14 – Desempenho dos filtros na fusão do sinal de temperatura.	82
Tabela 15 – Desempenho dos filtros no sinal analisado.	87
Tabela 16 – Desempenho dos filtros na fusão do sinal de gás.	93
Tabela 17 – Desempenho dos filtros na fusão do sinal de luminosidade.	99
Tabela A.1–Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de temperatura do ambiente (nó 2).	108
Tabela A.2–Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de umidade do ambiente (nó 2).	109
Tabela A.3–Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de gás no ambiente (nó 2).	110
Tabela A.4–Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de luminosidade do ambiente (nó 2).	111
Tabela A.5–Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de temperatura do ambiente (nó 3).	112
Tabela A.6–Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de umidade do ambiente (nó 3).	113
Tabela A.7–Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de gás no ambiente (nó 3).	114
Tabela A.8–Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de luminosidade do ambiente (nó 3).	115

Tabela A.9–Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de temperatura do ambiente (nó 4).	116
Tabela A.10–Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de umidade do ambiente (nó 4).	117
Tabela A.11–Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de gás no ambiente (nó 4).	118
Tabela A.12–Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de luminosidade do ambiente (nó 4).	119
Tabela A.13–Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de temperatura do ambiente (nó 5).	120
Tabela A.14–Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de umidade do ambiente (nó 5).	121
Tabela A.15–Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de gás no ambiente (nó 5).	122
Tabela A.16–Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de luminosidade do ambiente (nó 5).	123
Tabela A.17–Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de temperatura do ambiente (nó 6).	124
Tabela A.18–Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de umidade do ambiente (nó 6).	125
Tabela A.19–Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de gás no ambiente (nó 6).	126
Tabela A.20–Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de luminosidade do ambiente (nó 6).	127
Tabela A.21–Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de temperatura do ambiente (nó 7).	128
Tabela A.22–Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de umidade do ambiente (nó 7).	129
Tabela A.23–Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de gás no ambiente (nó 7).	130
Tabela A.24–Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de luminosidade do ambiente (nó 7).	131
Tabela A.25–Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de temperatura do ambiente (nó 8).	132
Tabela A.26–Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de umidade do ambiente (nó 8).	133
Tabela A.27–Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de gás no ambiente (nó 8).	134
Tabela A.28–Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de luminosidade do ambiente (nó 8).	135

Lista de abreviaturas e siglas

EE	<i>Engenharia Elétrica</i>
DEE	<i>Departamento de Engenharia Elétrica</i>
UFMA	<i>Universidade Federal do Maranhão</i>
ANP	<i>Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis</i>
API	<i>Interface de Programação de Aplicativos (do inglês, Application Programming Interface)</i>
IEEE	<i>Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos (do inglês, Institute of Electrical and Electronic Engineers)</i>
AU	<i>Unidade de Absorção (do inglês, Absortion unit)</i>
BRU	<i>Unidade da Razão de Retroespalhamento (do inglês, Backscatter Ratio Unit)</i>
BU	<i>Unidade de Retroespalhamento (do inglês, Backscatter Unit)</i>
CI	<i>Circuito Integrado</i>
GPS	<i>Sistema de Posicionamento Global (do inglês, Global Positioning System)</i>
IoT	<i>Internet das Coisas (do inglês, Internet of Things)</i>
LED	<i>Diodo Emissor de Luz (do inglês, Light Emitting Diode)</i>
NTRU	<i>Unidade de Razão de Turbidez Nefelométrica (do inglês, Nephelometric Turbidity Ratio Unit)</i>
pH	<i>Potencial Hidrogeniônico</i>
NTU	<i>Unidade de Turbidez Nefelométrica (do inglês, Nephelometric Turbidity Unit)</i>
MMS	<i>Média Móvel Simples</i>
MMP	<i>Média Móvel Ponderada</i>
IoT	<i>Internet of Things</i>
FFT	<i>Transformada de Fourier</i>

RSSF	<i>Rede de Sensores Sem Fio</i>
WSN	<i>Wireless Sensor Network</i>
ISIF	<i>International Society of Information Fusion</i>
SI	<i>Sistema Internacional de Unidades</i>
MSE	<i>Erro Quadrático Médio</i>
RMSE	<i>Raiz do Erro Quadrático Médio</i>
MAE	<i>Erro Médio Absoluto</i>
SNR	<i>Relação Sinal-Ruído</i>
PSNR	<i>Relação Pico Sinal-Ruído</i>
OMS	<i>Organização Mundial da Saúde</i>
ISO	<i>International Organization for Standardization</i>

Sumário

1	INTRODUÇÃO	16
1.1	Trabalhos Relacionados	18
1.2	Objetivos	19
1.2.1	Objetivos Específicos	19
1.3	Organização do Trabalho	20
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	21
2.1	Métodos de Filtragem dos Sinais	21
2.1.1	Média Móvel Simples (MMS)	22
2.1.2	Média Móvel Ponderada (MMP)	22
2.1.3	Filtro de Wiener	23
2.1.4	Filtro de Butterworth	24
2.2	Métricas de Desempenho dos Sinais	25
2.2.1	Erro Quadrático Médio (EQM ou MSE)	26
2.2.2	Erro Quadrático Médio da Raiz (RMSE)	27
2.2.3	Erro Médio Absoluto (MAE)	27
2.2.4	Relação Sinal-Ruído (SNR)	28
2.2.5	Pico Relação Sinal-Ruído (PSNR)	28
2.2.6	Razão de Energia Residual (RES)	29
2.2.7	Coeficiente de Correlação de Pearson (r)	29
2.3	Fusão de Dados de Sensores	30
2.4	Medição Direta e Indireta	32
2.5	Normas Brasileiras de Qualidade da Água	34
2.5.1	Resumo dos parâmetros adotados	35
2.6	Normas Brasileiras de Qualidade do Ar Ambiente	36
2.6.1	Resumo dos critérios adotados	37
3	METODOLOGIA	38
3.1	Processamento dos sinais	41
3.2	Aquisição dos sinais	44
3.2.1	Turbidez	44
3.2.2	Potencial Hidrogeniônico (pH)	45
3.2.3	Temperatura	46
3.2.4	Pressão	47
3.2.5	Umidade	47

3.2.6	Luminosidade	48
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	49
4.1	Implementação dos Métodos de Filtragem	49
4.1.1	Processamento dos sinais	49
4.1.2	Planta 1 - Nó Sensor Inteligente	50
4.1.3	Planta 2 - Rede de Sensores Sem Fio	58
4.2	Implementação da Fusão sensorial para a Rede de Sensores Sem Fio	67
4.3	Pré-filtragem e Implementação da Fusão Sensorial para a Rede de Sensores Sem Fio	76
5	CONCLUSÃO	101
5.1	Trabalhos futuros	102
	REFERÊNCIAS	103
	APÊNDICES	107
	APÊNDICE A – RESULTADOS COMPLEMENTARES	108

1 Introdução

A qualidade da água e do ar é essencial para a saúde pública e a preservação ambiental. Sinais de parâmetros físicos e químicos, como temperatura, turbidez, pressão, luminosidade, umidade e concentração de gases nocivos, podem ser coletados por sensores e redes de sensores para monitorar esses ambientes. Sensores ambientais medem grandezas diversas e combinam esses dados para obter uma visão mais completa do ambiente em análise. No âmbito internacional, a Organização Mundial da Saúde (OMS) define valores limites para a qualidade da água considerando parâmetros microbiológicos, químicos e radiológicos (OMS, 2022). Ela também define valores limites recomendados de poluentes para a qualidade do ar (OMS, 2021). A International Organization for Standardization (ISO) define nas normas ISO 4225:2020 e ISO 16000. A primeira fala sobre o vocabulário e terminologia de qualidade do ar; aplicável a todas as normas e relatórios ISO relacionados à qualidade atmosférica. A segunda é uma série de normas específicas para qualidade do ar interior, essencial para ambientes fechados (edifícios, escritórios, escolas) (ISO, 2020) (ISO, 2004). No Brasil, a qualidade da água é regulamentada por normas como a Resolução CONAMA nº 357/2005 (que classifica corpos d'água e estabelece padrões para lançamento de efluentes) (AMBIENTE, 2005) e pela Portaria GM/MS nº 888/2021 (que trata do controle e vigilância da qualidade da água para consumo humano) (SAÚDE., 2021). De forma análoga, a Resolução CONAMA nº 491/2018 estabelece padrões nacionais de qualidade do ar (MENDONÇA, 2019).

Nem todas as grandezas ambientais podem ser medidas direta e precisamente. Em muitos casos, empregam-se medições indiretas: parâmetros relacionados (como condutividade elétrica ou propriedades ópticas) são medidos e usados em cálculos para inferir a presença de contaminantes. Por exemplo, variações na condutividade ou no índice de refração da água podem indicar poluição, assim como espectros ópticos podem identificar compostos específicos. Esses sensores podem estar distribuídos em um único nó (no caso da água, por exemplo, bóias em ambiente marinho) ou em redes sem fio (no caso do ar, como em laboratórios ou áreas urbanas). A integração desses múltiplos sinais é, então, necessária para uma análise robusta da qualidade ambiental (ALBERTAZZI; SOUSA, 2008).

Como os sinais adquiridos pelos sensores estão sujeitos a ruídos e interferências provenientes do ambiente, do processo de aquisição e dos próprios dispositivos de medição, torna-se necessário o seu tratamento por meio de técnicas de processamento de sinais, visando à redução dessas interferências. Nesse contexto, neste trabalho Neste trabalho, comparam-se três filtros digitais clássicos: o filtro de média móvel, o filtro de Wiener

e o filtro de Butterworth. O filtro de média móvel suaviza ruídos e componentes de alta frequência aleatórios ao calcular a média de um conjunto deslizante de amostras do sinal (GAITHER N.; FRAZIER, 2002). O filtro de Wiener é baseado em estimativa estatística e busca minimizar o erro quadrático médio entre o sinal original e o sinal filtrado (OPPENHEIM; VERGHESE, 2010). Por sua vez, o filtro de Butterworth é um filtro passa-baixa de implementação clássica, projetado para ter resposta de frequência plana na banda de passagem (OPPENHEIM; SCHAFER; BUCK, 1989). Esses filtros atenuam ruídos e flutuações indesejadas de maneiras distintas, contribuindo para a melhoria da qualidade dos sinais adquiridos, uma vez que reduzem interferências, aumentam a estabilidade do sinal e tornam as medições mais confiáveis para etapas posteriores de processamento.

Após a filtragem, os sinais tratados podem ser combinados por meio de técnicas de fusão sensorial. A fusão de dados provenientes de múltiplos sensores integra informações correlacionadas, reduzindo incertezas e mitigando a influência de ruídos e flutuações de alta frequência que podem comprometer a interpretação dos dados brutos.

No contexto do monitoramento ambiental, sensores de qualidade do ar e da água estão sujeitos a interferências externas, degradação ao longo do tempo e perturbações momentâneas do meio, o que pode gerar leituras erradas ou alarmes falsos. A aplicação de uma etapa de pré-filtragem permite atenuar esses efeitos indesejados, preservando a tendência real dos parâmetros monitorados.

Dessa forma, a fusão sensorial passa a operar sobre sinais mais estáveis e representativos do fenômeno físico, fornecendo informações mais completas e confiáveis sobre a qualidade do ar e da poluição da água, além de aumentar a robustez na detecção de eventos críticos. Assim, melhora-se não apenas a confiabilidade das medições individuais, mas também a capacidade de interpretação conjunta quando múltiplos sensores indicam um mesmo fenômeno (HALL, 1997).

Para quantificar o desempenho dos filtros aplicados, usam-se métricas consagradas. Entre elas, estão o Erro Médio Quadrático (MSE), que calcula a média dos quadrados das diferenças entre o sinal original e o sinal filtrado, sua raiz (RMSE), e o Erro Médio Absoluto (MAE). Outras métricas incluem a relação sinal-ruído (Signal-to-Noise Ratio, SNR) e a relação sinal/ruído de pico (Peak SNR ou PSNR) em decibéis. Valores elevados de SNR e PSNR (em dB) indicam melhor aproximação ao sinal original. Adicionam-se também o coeficiente de correlação (para avaliar similaridade) e a Razão de Energia Residual (RES) para análise dos resultados (SMITH, 1999a), (SO et al., 2013).

Os experimentos usam dados reais de sensores: no caso da água, considerou-se um único nó sensor para ambiente marinho, e no caso do ar, uma rede sem fio de sensores em ambiente interno (laboratório). O processamento, a comparação dos filtros e a fusão dos sinais foram implementados em MATLAB®. Nos capítulos seguintes, apresentam-se

os resultados obtidos e, em seguida, avalia-se quantitativamente o desempenho de cada método segundo as métricas citadas. Por fim, são discutidas as conclusões sobre a eficácia dos filtros e fusão dos dados dos sensores e sugestões para trabalhos futuros.

1.1 Trabalhos Relacionados

Trabalhos na literatura empregam fusão de dados e algoritmos de aprendizado de máquina para melhorar a robustez das detecções. Por exemplo, Liu e Qiao (2017) organizam uma rede hierárquica de sensores para monitoramento de águas, detectando múltiplos índices de qualidade e aplicando a teoria de evidências de Dempster–Shafer para fundir pH, condutividade, temperatura, oxigênio dissolvido, turbidez, obtendo maior acurácia na identificação de contaminantes. De maneira análoga, VILLARIM (2020) desenvolveram um nariz eletrônico com sensores MQ e de partículas para monitorar a poluição do ar em João Pessoa (PB). No sistema de monitoramento ambiental proposto por Villarim, cada nó sensor realiza a medição de material particulado e gases atmosféricos, transmitindo os dados coletados para análise de padrões de poluição por meio de uma rede de comunicação LoRa, escolhida em função de seu baixo consumo energético e longo alcance. Tais iniciativas mostram que a fusão de medições de diferentes sensores pode enriquecer o diagnóstico de qualidade ambiental, seja em corpos d’água ou em ambiente urbano.

Para melhorar a fidelidade dos sinais coletados pelos sensores, técnicas de filtragem digital são amplamente aplicadas. O filtro de média móvel é uma abordagem simples e eficaz para suavizar ruídos aleatórios. Essencialmente, ele calcula a média de um conjunto de amostras consecutivas, atenuando componentes de alta frequência indesejados. Por exemplo, GARBERMAN (2020) demonstra que o filtro de média móvel remove flutuações rápidas do sinal bruto, reduzindo ruído e facilitando a análise subsequente. Em contrapartida, filtros IIR clássicos como o Butterworth são projetados para ter resposta plana na banda passante, minimizando distorções de fase ou ondulações na região útil do sinal. De forma complementar, filtros ótimos adaptativos como o filtro de Wiener são utilizados para deconvolução do sinal do sensor, minimizando o erro quadrático médio entre o sinal estimado e o real.

Comparativamente, o trabalho proposto nesta monografia distingue-se por integrar explicitamente esses filtros clássicos (Média Móvel, Wiener e Butterworth) ao tratamento de sinais ambientais multivariados. Em vez de focar apenas em um tipo de sensor ou parâmetro específico, a pesquisa visa melhorar a qualidade de sinais heterogêneos (temperatura, turbidez, pressão, luminosidade, umidade, gases) antes da etapa de fusão de dados. Isso busca superar limitações de trabalhos anteriores que aplicavam filtragem linear simples ou aprendizado de máquina isolado, oferecendo uma avaliação sistemática do desempenho de cada filtro por meio de métricas (por exemplo, correlação linear, erro quadrático

médio, SNR). Em suma, a abordagem proposta representa uma evolução natural das metodologias existentes, contribuindo tecnologicamente ao demonstrar como a filtragem avançada de cada sinal sensorial pode aperfeiçoar a fusão de dados posterior e, assim, fornecer estimativas de qualidade ambiental mais confiáveis.

1.2 Objetivos

O objetivo geral do presente trabalho é realizar o processamento dos sinais para a melhoria futura da fusão dos sinais de sensores e medições diretas e indiretas, fazendo uso de um conjunto de Smart Sensors (Nós Sensores Inteligentes) e uma Wireless Sensor Network (Rede de Sensores Sem Fio) para medir a qualidade da água e do ar ambiente.

1.2.1 Objetivos Específicos

Destacam-se como objetivos específicos deste trabalho para atingir o objetivo principal:

- Realizar revisão bibliográfica sobre processamento de sinais com filtros, medição direta e indireta e métodos de fusão sensorial com filtro de média móvel, filtro de Wiener e filtro de Butterworth para processar os sinais;
- Obter e tratar os dados das medições diretas e indiretas dos sensores de pH, turbidez, temperatura, pressão, umidade, gases nocivos e luminosidade;
- Implementar o processamento dos sinais através do filtro de média móvel, filtro de Wiener e filtro de Butterworth;
- Quantificar ou estimar o quanto cada método causou a melhoria do sinais e qual obteve o melhor desempenho.
- Pré-processar os dados dos sensores da rede de sensores e implementar a fusão após a filtragem.

O uso de medições indiretas com a fusão de sensores (SILVA; NETO, 2024) tem por objetivo ter uma melhor precisão da informação dos sensores através da:

a) Precisão e confiabilidade, pois a combinação de múltiplas fontes de dados reduz a incerteza e melhora a qualidade das medições;

b) Melhor resolução temporal e espacial: A fusão de sensores com diferentes amostras pode fornecer estimativas com uma melhor resolução;

c) Compensar a limitação de sensores isolados. O sensor pode ter algumas limitações específicas (como sensibilidade a ruídos ou desvios de longo prazo) e, com o uso da fusão de sensores, isso pode ser atenuado.

1.3 Organização do Trabalho

Este trabalho está organizado em 5 capítulos, de forma a apresentar o conteúdo mais claramente, conforme os parágrafos a seguir.

Capítulo 1 - Introdução - introduz o assunto e fala sobre trabalhos relacionados e os objetivos do presente trabalho.

Capítulo 2 - Fundamentação Teórica - aborda os conteúdos e conceitos indispensáveis para a compreensão do trabalho. São esclarecidos e definidos os conceitos de fusão sensorial, medição indireta, métodos matemáticos, filtros e a qualidade da água.

Capítulo 3 – Metodologia – são abordadas as etapas necessárias para montar o nó sensor e para aplicar os métodos e filtros, bem como a explicação do funcionamento e do progresso de cada fase.

Capítulo 4 – Resultados e Discussões – são expostos os resultados obtidos das medições e implementação dos métodos, assim como uma avaliação crítica dos resultados alcançados.

Capítulo 5 – Conclusão – expõe as considerações finais a respeito dos métodos aplicados, além de indicar recomendações para futuros estudos.

2 Fundamentação Teórica

Antes de aprofundar os estudos sobre o que este trabalho se propõe, é necessário fazer uma pesquisa sobre os métodos matemáticos e de filtragem: filtro de média móvel, filtro de média móvel ponderada, filtro de Wiener e filtro de Butterworth, medição direta e indireta e fusão sensorial, que têm como objetivo melhorar a qualidade dos sinais e, assim, a qualidade do ambiente aquático e do ar em meio a ruídos e interferências. Além disso, é necessário entender os conceitos que atestam ou mensuram a qualidade dos sinais após a filtragem. Nesse sentido, os métodos e métricas de desempenho são mais detalhados nas seções seguintes.

2.1 Métodos de Filtragem dos Sinais

Segundo Weeks (2007), um sinal é um fenômeno variável que pode ser medido. Frequentemente, é uma grandeza física que varia com o tempo, embora possa variar com outro parâmetro, como o espaço. Exemplos de sinais incluem o som (pressão acústica), tensão (como as diferenças de potencial produzidas por um microfone), radar e imagens transmitidas. A temperatura é outro exemplo de sinal. Medida a cada hora, a temperatura flutua, tipicamente passando de um valor frio (no início da manhã) para um quente (à tarde) e, finalmente, um valor frio novamente à noite. Constantemente, precisamos examinar o sinal ao longo de um período de tempo. Como exemplo, temos a aplicação deste trabalho.

O Processamento Digital de Sinais (DSP) é a análise, modificação ou síntese de sinais para extrair informações úteis ou transformá-los em formas mais adequadas para aplicações específicas. Estas técnicas envolvem o processamento de um sinal para obter outro. Outro ponto importante nos problemas de processamento de sinais é a interpretação de sinais. Nesses problemas, o objetivo do processamento não é obter um sinal de saída, mas sim obter uma caracterização do sinal de entrada (OPPENHEIM; SCHAFER; BUCK, 1989). É um importante campo de estudo que surgiu devido aos avanços na teoria da comunicação, na tecnologia digital (computacional) e nos dispositivos de consumo. Há sempre uma necessidade urgente de melhorar as coisas, e o DSP oferece muitas técnicas para isso (WEEKS, 2007).

A filtragem de sinais é uma classe importante de sistemas lineares invariantes no tempo. Rigorosamente, o termo filtro seletivo em frequência é um sistema que permite a passagem de certos componentes de frequência e rejeita totalmente todos os outros, mas, em um contexto mais amplo, qualquer sistema que modifique certas frequências em relação

a outras também é chamado de filtro. A ênfase principal deste capítulo é a aplicação de filtros seletivos em frequência (OPPENHEIM; SCHAFER; BUCK, 1989).

2.1.1 Média Móvel Simples (MMS)

A média móvel constitui uma técnica de análise de séries temporais que se baseia no cálculo da média aritmética das observações mais recentes. Dessa forma, as informações mais antigas deixam de ser consideradas no processo de estimativa. Tal método recebe a denominação de “média móvel” em razão de que, a cada novo período, a observação mais antiga é substituída pela mais recente, resultando no recálculo da média. A fórmula para calculá-la é:

$$y[n] = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x[n - k],$$

onde:

- $x[n]$ é o sinal de entrada no instante n ,
- N é o tamanho da janela de média.

No processamento de sinais de séries temporais, a média móvel é um método utilizado amplamente. Tem como objetivo suavizar oscilações bruscas e ruídos de alta frequência. O comprimento da janela define quantos pontos de dados participam do cálculo e, conseqüentemente, influencia o grau de suavização aplicado ao sinal. Assim, o filtro de média móvel pode ser útil para evidenciar tendências e padrões em sinais com ruído (GAITHER N.; FRAZIER, 2002).

2.1.2 Média Móvel Ponderada (MMP)

A média móvel ponderada é semelhante a MMS e as mesmas regras de expansão se repetem, mas apresenta uma vantagem em relação a ela, pois pode variar os pesos para cada ponto, variando os efeitos nos dados antigos em relação aos dados mais recentes ou variando os pesos para diferentes séries temporais (GAITHER N.; FRAZIER, 2002). A fórmula para calculá-la é:

$$y[n] = \frac{\sum_{k=0}^{N-1} w_k x[n - k]}{\sum_{k=0}^{N-1} w_k},$$

onde:

- $x[n]$ é o sinal de entrada no instante n ,
- w_k é o peso atribuído ao valor $x[n - k]$,

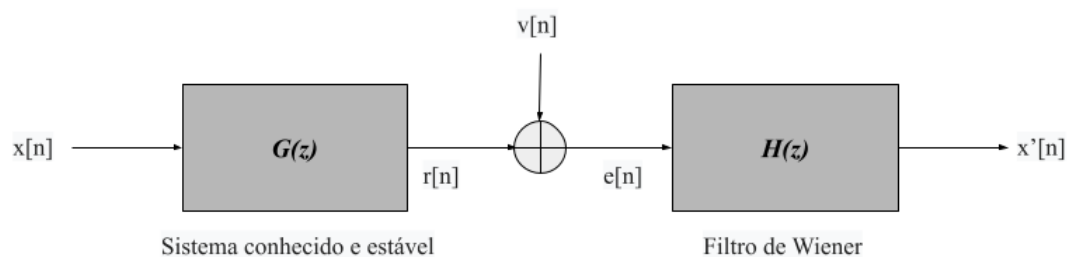
- N é o tamanho da janela de média.

Assim, ela é empregada nos casos em que se tem o objetivo de contornar a limitação decorrente da atribuição de pesos iguais a todas as observações da MMS. Ela pode fornecer pesos maiores a pontos de dados mais recentes e menores aos pontos de dados passados.

2.1.3 Filtro de Wiener

Na análise de dados, o filtro pode ser aplicado para suavizar séries temporais e melhorar a precisão de previsões. O filtro de Wiener tem como objetivo minimizar o erro entre o sinal filtrado e o sinal original, conhecendo-se as características dos dois sinais; a esse erro dá-se o nome de Erro Quadrático Médio (MSE ou EQM). Independentemente do tempo, suas características não mudam, ou seja, ele é invariante ao tempo. Assim, ele trata todas as partes do sinal de forma idêntica (OPPENHEIM; VERGHESE, 2010).

Figura 1 – Filtragem de Wiener de um sinal ruidoso.



Fonte: (OPPENHEIM; VERGHESE, 2010) Adaptado.

Na Figura 1, $r[n]$ é uma versão filtrada do sinal de interesse, $x[n]$, enquanto $v[n]$ é um ruído aditivo não correlacionado com $x[n]$. O filtro busca atenuar o sinal ruidoso medido $e[n]$ e produzir uma estimativa do sinal de entrada $x[n]$. Ele tem função de transferência no domínio da frequência definida por:

$$H(\omega) = \frac{S_{xd}(\omega)}{S_{xx}(\omega)},$$

onde

- $S_{xd}(\omega)$ é a densidade espectral cruzada entre o sinal desejado $d[n]$ e o sinal observado $x[n]$,
- $S_{xx}(\omega)$ é a densidade espectral de potência do sinal observado $x[n]$,
- ω é a frequência angular (rad/s).

Esse filtro assume um modelo estocástico para os dados e, com base na autocorrelação do sinal e na densidade espectral do ruído, realiza uma filtragem ótima no sentido de minimizar o erro quadrático médio entre o sinal estimado e o sinal real. Dessa forma, garante uma atenuação eficiente do ruído.

2.1.4 Filtro de Butterworth

Na análise de dados, o filtro de Butterworth pode ser utilizado para suavizar séries temporais, tornando mais clara a visualização de tendências e padrões. Ele tem como principal característica as faixas de passagem e rejeição planas, com a região de transição moderada. Ele atenua de forma contínua, sem oscilações ou ondulações (OPPENHEIM; SCHAFER; BUCK, 1989). A função de transferência dele no domínio da frequência é dada por:

$$|H(j\omega)| = \frac{1}{\sqrt{1 + \left(\frac{\omega}{\omega_c}\right)^{2n}}},$$

onde:

- $|H(j\omega)|$ é a magnitude da resposta em frequência,
- ω é a frequência angular do sinal de entrada,
- ω_c é a frequência de corte do filtro,
- n é a ordem do filtro.

A ordem de um filtro influencia diretamente sua complexidade e a inclinação da curva de resposta em frequência. Filtros de ordem mais alta apresentam uma transição mais abrupta entre a banda passante e a banda de rejeição, o que permite atenuar frequências indesejadas com maior eficiência. No entanto, esse ganho em seletividade pode ser acompanhado de uma distorção do sinal filtrado.

A Tabela 1 abaixo detalha de forma resumida o tipo, as características principais e as vantagens e desvantagens de cada filtro.

Tabela 1 – Comparativo entre os filtros.

Filtro	Tipo (FIR/IIR)	Características principais	Vantagens	Desvantagens
Média Móvel	FIR	Calcula a média de uma janela de amostras consecutivas; apresenta fase linear, sem distorção.	Simple e eficiente para suavização básica.	Baixa seletividade; reduz pouco ruído de alta frequência.
Wiener	FIR ou IIR	Minimiza o erro quadrático médio; depende das estatísticas do sinal e do ruído.	Excelente redução de ruído se o modelo estatístico for preciso.	Complexo; requer conhecimento prévio das características estatísticas do ruído.
Butterworth	IIR	Passa-baixas com resposta de magnitude plana; fase não linear.	Alta seletividade e boa rejeição de ruído de alta frequência.	Introduz distorção de fase e pode deslocar eventos temporais.
Média Móvel Ponderada	FIR	Aplica pesos diferentes às amostras da janela, dando maior importância às mais recentes; mantém fase linear.	Responde melhor a variações recentes; flexível por meio da escolha dos pesos.	Pode amplificar flutuações se os pesos forem mal definidos; seletividade ainda limitada.

Fonte: elaborado pelo autor.

Na Tabela 1 acima, são apresentados os filtros que serão usados neste trabalho, com suas características, vantagens e limitações. O filtro de Média Móvel (FIR) é simples e preserva a fase, mas possui baixa seletividade. O filtro de Wiener (FIR ou IIR) apresenta ótimo desempenho na redução de ruído, embora exija conhecimento prévio das estatísticas do sinal. Já o Butterworth (IIR) oferece boa rejeição a altas frequências, mas introduz distorções de fase.

2.2 Métricas de Desempenho dos Sinais

A eficácia dos filtros pode ser quantificada por métricas de desempenho que medem o quão fiel o sinal filtrado está ao original ou o quão melhorou a relação sinal-ruído e atenuou componentes de alta frequência. Elas servem para avaliar a qualidade da filtragem, já que fornecem parâmetros objetivos que auxiliam na comparação entre diferentes técnicas ou configurações de filtros.

Nesse sentido, o uso de métricas de desempenho é essencial em aplicações práticas, como no processamento de sinais biomédicos, em comunicações digitais, no tratamento de áudio e em sistemas de controle, onde a preservação das características principais do sinal tem impacto direto na confiabilidade e na eficiência do sistema. Assim, quanto mais adequadas forem as métricas escolhidas, mais precisa será a avaliação do filtro em termos de eficiência, robustez e capacidade de atender às especificações do projeto.

A seguir, são apresentadas algumas das métricas mais utilizadas para essa análise, acompanhadas de suas interpretações e aplicações em diferentes contextos de processamento de sinais.

2.2.1 Erro Quadrático Médio (EQM ou MSE)

Calcula a média dos quadrados dos erros dos sinais. Penaliza mais os grandes desvios (*outliers*). Importante ao evitar erros significativos. É a métrica minimizada em filtros ótimos como o de Wiener, que resolve

$$\min_{\{a_i\}} \mathbb{E}[e^2[n]],$$

onde $e[n]$ é o erro entre o sinal desejado e o estimado. Esse critério, chamado de "mínimo erro quadrático médio" (MMSE), é a base conceitual do filtro de Wiener, um estimador linear que encontra os coeficientes a_i que minimizam essa expectativa (WEEKS, 2007). A fórmula para calculá-lo é:

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (s[n] - \hat{s}[n])^2$$

onde:

- $s[n]$: valor do sinal original no instante n .
- $\hat{s}[n]$: valor do sinal filtrado ou estimado no instante n .
- N : número total de amostras.

Ao adotar o Erro Quadrático Médio como métrica de avaliação, é fundamental levar em conta o contexto e as particularidades dos dados analisados. Quando há a presença de outliers, outras métricas podem oferecer resultados mais relevantes. Ainda assim, em diversas aplicações, o EQM é bastante utilizado por sua simplicidade e pela eficiência em medir a precisão de modelos preditivos.

2.2.2 Erro Quadrático Médio da Raiz (RMSE)

Cálculo semelhante ao MSE (somente acréscimo da raiz quadrada), conservando a ideia de penalização das discrepâncias maiores entre os valores previstos e os reais. Porém, são mantidas as unidades originais do sinal, facilitando a interpretação. Muito usado em análises práticas, onde erros seguem distribuição gaussiana (HODSON, 2022). É calculada da seguinte forma:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (s[n] - \hat{s}[n])^2}$$

onde:

- $s[n]$: valor do sinal original no instante n .
- $\hat{s}[n]$: valor do sinal filtrado ou estimado no instante n .
- N : número total de amostras.

Embora apresente a mesma unidade de medida dos dados, o valor dessa métrica geralmente difere do obtido pelo MAE na seção 2.2.3 a seguir, evidenciando o impacto dos *outliers* nas previsões do modelo. Por esse motivo, essa métrica mostra-se uma alternativa adequada quando se busca uma avaliação mais criteriosa do desempenho do modelo.

2.2.3 Erro Médio Absoluto (MAE)

Essa métrica calcula a média da diferença entre os valores reais e os preditos. Para evitar o cancelamento entre diferenças positivas e negativas, aplica-se o módulo dessas diferenças. Além disso, essa métrica apresenta a vantagem de não ser sensível a valores discrepantes (*outliers*). A fórmula para calculá-la é a que segue abaixo:

$$\text{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |s[n] - \hat{s}[n]|$$

onde:

- $s[n]$: valor do sinal original no instante n .
- $\hat{s}[n]$: valor do sinal filtrado ou estimado no instante n .
- N : número total de amostras.

Ela avalia a consistência dos erros em torno da média, o que é essencial para medir a estabilidade de um filtro, além da precisão central. O resultado dela mantém a mesma escala dos dados utilizados na previsão, o que facilita a sua interpretação (SMITH, 1999b).

2.2.4 Relação Sinal-Ruído (SNR)

A relação sinal-ruído corresponde à razão entre a potência do sinal de interesse e a potência do ruído de fundo, sendo expressa em decibéis (dB). Para determinar a relação sinal-ruído, é necessário quantificar a diferença entre a intensidade do sinal de interesse e a do ruído indesejado, obtida pela subtração do valor do ruído em relação à intensidade do sinal. O SNR pode ser obtido através da fórmula:

$$\text{SNR} = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{n=1}^N s[n]^2}{\sum_{n=1}^N (s[n] - \hat{s}[n])^2} \right) \text{ dB}$$

onde:

- $s[n]$: valor do sinal original no instante n .
- $\hat{s}[n]$: valor do sinal filtrado ou estimado no instante n .
- N : número total de amostras.

Essa métrica mede o quão "limpo" está o sinal após a filtragem. É um padrão em aplicações de áudio, radar, telecomunicações (WEEKS, 2007). Calcular com precisão a relação sinal-ruído é essencial para garantir a eficiência e a exatidão dos resultados em projetos.

2.2.5 Pico Relação Sinal-Ruído (PSNR)

Semelhante ao SNR, porém a diferença é que realiza a razão entre o valor máximo possível de um sinal (potência) e a potência do ruído (SO et al., 2013). É expressa em termos da escala logarítmica de decibéis e pode ser obtida através de qualquer uma das fórmulas abaixo, pois elas são equivalentes:

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \left(\frac{\text{MAX}^2}{\text{MSE}} \right) \quad \text{ou} \quad \text{PSNR} = 20 \log_{10} \left(\frac{\text{MAX}}{\sqrt{\text{MSE}}} \right)$$

onde:

- MAX: valor máximo possível do sinal.

Valores mais elevados de PSNR indicam uma maior fidelidade do sinal reconstruído em relação ao sinal original. Dessa forma, observa-se que o filtro ou algoritmo empregado apresenta maior eficiência na atenuação do ruído e na preservação das características intrínsecas do sinal, resultando em uma reconstrução mais próxima da forma original.

2.2.6 Razão de Energia Residual (RES)

Essa métrica mede o quanto de energia do sinal original se perdeu após a filtragem, isto é, mede a fração de energia do erro ou resíduo em relação à energia do sinal original. É útil para saber quanta distorção o filtro causou, especialmente quando a preservação da energia é importante (como em sinais físicos, energia, vibração, etc). Se o RES=0, o sinal filtrado é idêntico ao original (sem erro). Quanto maior o RES, mais distorção o filtro introduziu.

$$\text{RES} = \frac{\sum_{n=1}^N (x[n] - y[n])^2}{\sum_{n=1}^N x[n]^2} \quad (2.1)$$

onde:

- $x[n]$: valor do sinal original no instante n .
- $y[n]$: valor do sinal filtrado ou estimado no instante n .
- N : número total de amostras.

Ela fornece uma visão clara sobre a qualidade da preservação do sinal após algum processamento, sendo mais eficiente quanto menor for o seu valor. Em resumo, o RES quantifica a fidelidade do sinal filtrado ou reconstruído, permitindo avaliar se o método aplicado mantém as características essenciais do sinal ou se introduz distorções significativas.

2.2.7 Coeficiente de Correlação de Pearson (r)

O coeficiente de correlação de Pearson mede o grau de associação linear entre dois sinais. Por exemplo, entre o sinal original $x[n]$ e o sinal filtrado $y[n]$. Ele indica quão parecida é a forma do sinal filtrado com a do original, independente de escala ou *offset*. Mede a semelhança de forma (ou sincronismo) entre o sinal filtrado e o original. Um coeficiente normalizado varia de -1 a 1 ; valores próximos de 1 significam que o filtro preservou bem a forma do sinal. Em geral, valores altos (próximos a 1) são desejáveis.

$$r = \frac{\sum_{n=1}^N (x[n] - \bar{x})(y[n] - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{n=1}^N (x[n] - \bar{x})^2 \sum_{n=1}^N (y[n] - \bar{y})^2}} \quad (2.2)$$

onde:

- $x[n]$: valor do sinal original no instante n e \bar{x} é a média do sinal original.
- $y[n]$: valor do sinal original no instante n e \bar{y} é a média do sinal filtrado.

- N : número total de amostras.

Com base nessa equação, para determinar a correlação (r) entre as variáveis x e y , é necessário, inicialmente, calcular a média dos valores de x e a média dos valores de y . Comparar cada valor com a média nos fornece uma referência, permitindo observar o quanto uma das variáveis se afasta ou se altera em relação a esse ponto central. Assim, a correlação constitui um recurso prático e eficiente para compreender a relação existente entre duas variáveis numéricas.

2.3 Fusão de Dados de Sensores

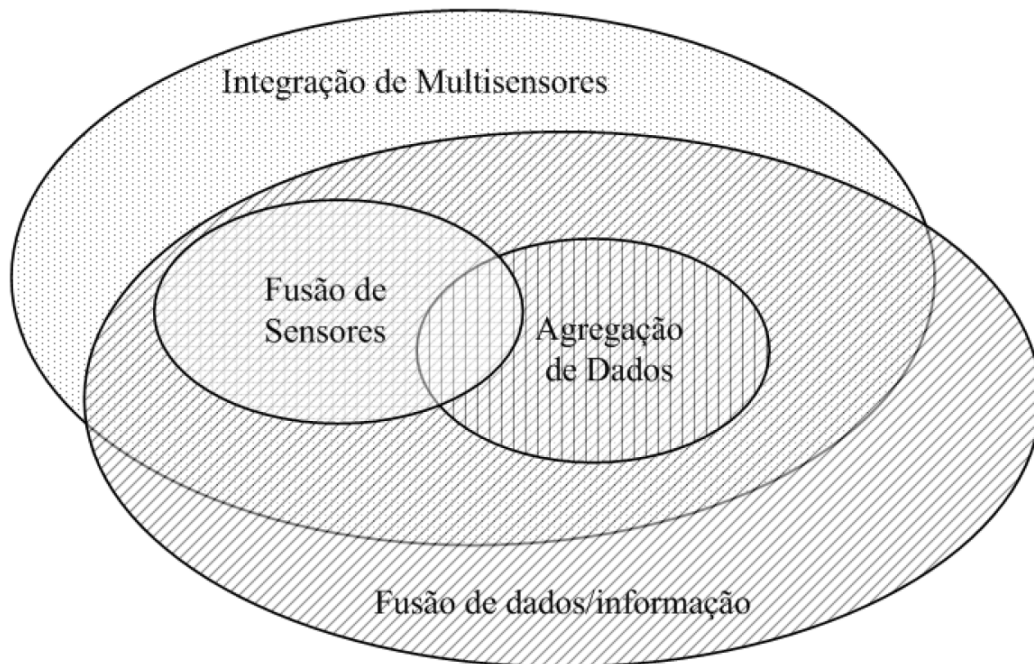
Os termos fusão sensorial ou fusão da informação possuem vários sinônimos na comunidade científica. Os mais populares são fusão de dados (HALL, 1997), fusão de sensores (ELMENREICH, 2002), “integração de múltiplos sensores” (LUO R. C.; KAY, 1992) e “fusão de dados multisensor” (HALL, 1997). Dependendo da área de aplicação (processamento digital de imagem/sinais, controle, robótica, estatística, inteligência artificial), é utilizado mais um do que os outros.

De uma forma mais geral, a International Society of Information Fusion (ISIF) define o conceito de fusão da informação como: o estudo de métodos eficientes para automaticamente ou semiautomaticamente transformar informações de diferentes fontes e diferentes pontos no tempo em uma representação que fornece apoio efetivo para a tomada de decisão humana ou automatizada: (BOSTRÖM, 2013). Neste sentido, a fusão tem como foco a transformação da informação. Este termo abrange todas as possíveis formas de combinar, agregar para inferir, bem como resumir os dados da informação.

É importante notar a diferença entre agregar dados e a fusão de dados/informações. A agregação está dentro da fusão de dados/informações e é uma técnica de transferência de informações para facilitar a visualização (KULIK; HEINZELMAN; BALAKRISHNAN, 2002).

A fusão de sensores é entendida como um subconjunto da fusão de informações e tratada como “a combinação de dados sensoriais ou dados derivados dos dados sensoriais, tal que a informação resultante é em algum sentido melhor do que seria possível quando essas fontes fossem usadas individualmente” (HALL, 1997). Desta forma, para uma precisão maior dos termos, será utilizado neste trabalho o termo fusão de dados de sensores, que é também um subconjunto da fusão da informação na qual engloba todos os termos (NAKAMURA, 2007). A Figura 2 abaixo mostra como os termos se relacionam entre si.

Figura 2 – Relacionamento entre os termos de fusão.



Fonte: (NAKAMURA, 2007).

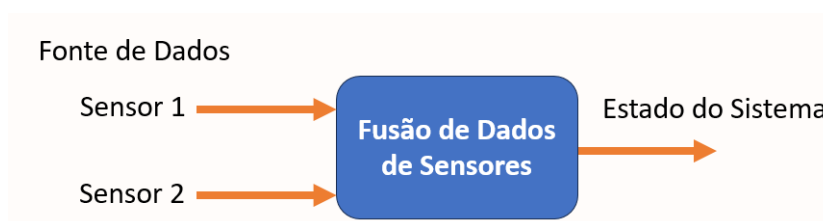
Desta forma, levando em consideração os conceitos expostos com base na Figura 2 e ao utilizar uma Rede de Sensores Sem Fio (RSSF) com a implementação da fusão dos dados dos sensores, a cobertura espacial, exatidão, incerteza, disponibilidade, cobertura temporal e calibração melhoram.

- **Cobertura espacial:** se refere à área ou volume que o sensor abrange.
- **Cobertura temporal:** se refere à frequência de operação do sensor.
- **Incerteza:** se refere a percepção limitada do sensor, que pode gerar ambiguidade ou observações incompletas do objeto monitorado.
- **Exatidão:** se refere a precisão das medições individuais do sensor.
- **Disponibilidade:** se refere à perda temporária ou permanente da capacidade de monitoramento, causada por falhas no sensor ou problemas de comunicação.
- **Calibração:** se refere ao processo de ajuste do sensor. Sensores múltiplos permitem calibração automática contínua.

A fusão de dados de sensores é uma técnica utilizada para integrar informações provenientes de diferentes sensores, com o objetivo de obter uma representação mais precisa, confiável e completa de um sistema ou ambiente (THRUN; BURGARD; FOX, 2005).

Como cada sensor possui limitações próprias, como ruído ou imprecisão, a combinação de múltiplas fontes permite reduzir incertezas e melhorar a qualidade das estimativas, sendo amplamente aplicada em sistemas de controle, automação, robótica e monitoramento. A Figura 3 demonstra o funcionamento básico do sistema:

Figura 3 – Fusão de dados de sensores em um sistema.



Fonte: elaborado pelo autor.

A Figura 3 ilustra o fluxo básico da fusão sensorial, no qual os dados coletados por diferentes sensores são processados em um módulo de fusão, resultando em uma estimativa unificada do estado do sistema. Esse estado consolidado serve como base para análises, tomada de decisão e ações de controle, proporcionando maior robustez e confiabilidade ao funcionamento do sistema.

Assim, a fusão de dados em RSSF configura-se como uma estratégia essencial para o desenvolvimento de soluções tecnológicas que demandam precisão, continuidade e confiabilidade na coleta e interpretação de dados, possibilitando não apenas a otimização do desempenho dos sistemas de monitoramento, mas também a redução de custos operacionais, o aumento da robustez frente a falhas e a ampliação da aplicabilidade em diferentes áreas.

2.4 Medição Direta e Indireta

O Sistema Internacional de Unidades (SI) é o sistema que padroniza todas as unidades de medida utilizadas em todas as atividades humanas como campos da ciência, da tecnologia, da indústria e do comércio (ROZENBERG, 2006). O INMETRO é uma autarquia federal brasileira ligada ao Ministério do Desenvolvimento, Indústria, Comércio e Serviços (MDIC). Ele retém e preserva os padrões das unidades de medida a nível nacional, certificando sua rastreabilidade e conformidade com os padrões internacionais. Isso assegura a precisão e a confiabilidade das medições aplicadas em vários setores (INMETRO, 2007).

Para NETO (2012) a medição tem sua definição como um conjunto de ações com o objetivo de determinar o valor de uma grandeza. Existem dois tipos de ações:

- Medição manual: é necessário um operador e este deve ter habilidade e o conhecimento para realizá-la. Além disso, responsabilidade, paciência, sensibilidade, cuidado e

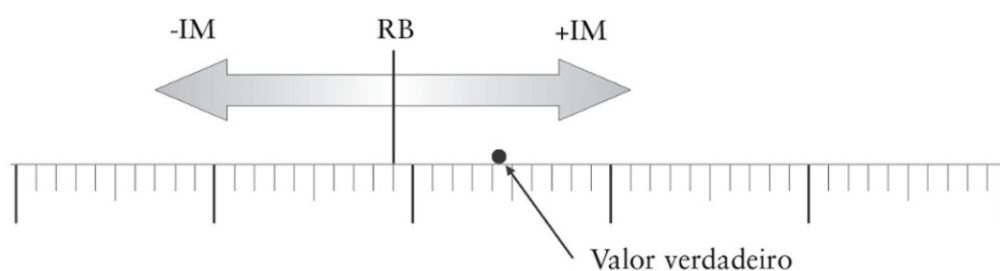
domínio sobre os instrumentos são essenciais. Exemplos de medições manuais são leituras com réguas ou paquímetros.

- Medição automática: não é necessário um operador. Máquinas ou instrumentos a realizam sem a intervenção humana. Exemplos dessa medição são as leituras sensores de temperatura e pressão ou a medição de uma máquina que usa sensores para obter as dimensões de uma peça (*mensurando*).

Os métodos ou técnicas de medição são operações lógicas sucessivas efetuadas nas medições. Por outro lado, a medição é o grupo de operações reproduzidas na execução de medições de acordo com determinada técnica. No que se refere a um procedimento de medição, é comumente registrado em um documento e possui detalhes técnicos suficientes para possibilitar que um operador concretize a medição sem informações adicionais (NETO, 2012).

Para ALBERTAZZI e SOUSA (2008) o resultado da medição é definido como a faixa de valores dentro da qual deve estar o valor verdadeiro do mensurando. É importante perceber que o resultado da medição se trata de uma *faixa de valores* e não de um número, como mostra a Figura 4 abaixo. Isto se deve ao fato de as medições sempre deixarem uma parcela de dúvidas que possibilitam determinar apenas uma aproximação do valor verdadeiro do mensurando. Devido a isso, a faixa de valores estabelece um intervalo de valores no qual o valor verdadeiro está localizado.

Figura 4 – Resultado da medição: $RM = RB \pm IM$.



Fonte: (ALBERTAZZI; SOUSA, 2008).

Conseqüentemente, o resultado-base (RB) é o valor que mais se aproxima do valor verdadeiro do mensurando e é o valor central da faixa que equivale ao resultado da medição, e a incerteza de medição (IM) é a dúvida presente no resultado da medição. Ela é a combinação dos vários erros que surgem no processo de medição. Corresponde ao tamanho da faixa que é onde se estima estar o valor verdadeiro do mensurando. Pode ser calculada por métodos matemáticos.

Em uma definição mais formal:

- Resultado-base: é a estimativa do valor do mensurando que se considera estar mais próxima do seu valor real. Representa a posição central do resultado obtido na medição.
- Incerteza de medição: é o grau de dúvida relacionado ao valor obtido em uma medição. Ela corresponde à metade da largura de um intervalo simétrico, centrado no valor medido, indicando a margem dentro da qual se espera que o valor real se encontre. (ALBERTAZZI; SOUSA, 2008).

Igualmente, compreender os diferentes tipos de medições é fundamental para a correta interpretação e aplicação dos resultados obtidos em experimentos, pesquisas e processos industriais. A escolha do método de medição adequado depende diretamente da natureza do mensurando e do grau de precisão exigido, sendo essencial distinguir entre medições realizadas de forma direta ou indireta. Nesse contexto, distinguem-se dois tipos principais de medições:

- Medição direta: Nas medições diretas, o sistema de medição já indica naturalmente (diretamente) o valor do que está sendo medido, ou seja, sem a necessidade de realizar cálculos matemáticos.
- Medição indireta: As medições são indiretas quando o valor do que está sendo medido (mensurando) ou obtido através da medição deve ser calculado a partir de operações matemáticas que incluem mais de uma medida associada a diferentes características do mensurando. As medidas associadas ao mensurando são chamadas de *grandezas de entrada* (ALBERTAZZI; SOUSA, 2008).

Enquanto a medição direta oferece simplicidade e praticidade, a indireta possibilita determinar valores que não podem ser obtidos de forma imediata, consolidando-se como ferramentas complementares para assegurar rigor e exatidão nos processos de medição.

2.5 Normas Brasileiras de Qualidade da Água

Nesse contexto, a fusão de dados de sensores associada ao processamento de sinais surge como uma abordagem robusta para integrar diferentes fontes de informação, reduzir incertezas e fornecer uma avaliação mais confiável da qualidade da água. Para que os dados sejam úteis em contexto normativo, é fundamental que os sistemas de sensores estejam alinhados com os padrões da legislação, no Brasil, a Resolução CONAMA nº 357/2005 e a Portaria de Consolidação nº 5/2017 do Ministério da Saúde, que fixa os limites de potabilidade para consumo humano.

A terra é coberta em sua maior parte por água dos oceanos, principalmente por água salgada, com um total aproximado de 97,4%. Um dos bens mais preciosos para o ser humano é a água. O corpo humano é composto em sua maior parte por água, cerca de 60%. É um bem essencial para o abastecimento público, na indústria e na agropecuária, na preservação da vida aquática, entretenimento e transporte (MONTEIRO, 2013).

A crescente exploração dos recursos naturais pelo ser humano tem gerado diversos impactos ambientais ao longo dos anos, incluindo a contaminação de corpos d'água. A qualidade da água está diretamente relacionada tanto a fatores naturais quanto às intervenções humanas no meio ambiente (SPERLING, 2005). O avanço desordenado da industrialização e o aumento populacional intensificam a degradação dos recursos hídricos, o que contribui para a elevação dos riscos à saúde pública, como a maior incidência de doenças de veiculação hídrica (MONTEIRO, 2013).

O conceito de poluição das águas é entendido como: a adição de substâncias ou formas de energia que, direta ou indiretamente, alterem a natureza do corpo d'água de uma maneira tal que prejudique os legítimos usos que dele são feitos. A poluição é causada por vários fatores e fontes diferentes. Geralmente, ela é originada de esgotos domésticos, esgotos industriais, escoamentos superficiais de áreas urbanas e rurais e o descarte de rejeitos inapropriados, que são causas que podem ter o efeito de contaminar a água por micro-organismos patogênicos, como bactérias, vírus e parasitas, além de compostos orgânicos e substâncias inorgânicas.

Outro aspecto de grande importância relacionado à qualidade biológica da água é a potencial transmissão de enfermidades. Se houver a ingestão ou o contato com alimentos ou água contaminados, podem manifestar doenças como a esquistossomose, febre tifoide, poliomielite, diarreias e disenterias em seres humanos (SPERLING, 2005).

Assim, o uso dessas tecnologias contribui para garantir a disponibilidade de água em padrões adequados de consumo, promovendo a saúde pública e a conservação dos ecossistemas aquáticos.

2.5.1 Resumo dos parâmetros adotados

A seguir, na Tabela 2, encontra-se um resumo dos 3 parâmetros adotados, pH, turbidez e temperatura, conforme as normas brasileiras Resolução CONAMA nº 357/2005 (corpos d'água) e Portaria GM/MS nº 888/2021 (água potável).

Tabela 2 – Parâmetros de Qualidade da Água segundo Normas Brasileiras

Parâmetro	Água Potável	Corpos d'Água
pH	Faixa recomendada: 6,0 a 9,5	6,0 a 9,0
Turbidez	$\leq 5,0$ uT	≤ 100 uT
Temperatura	Não há limite estabelecido.	≤ 40 °C

Fonte: elaborado pelo autor.

Assim, a Tabela 2 fornece os valores do padrão de qualidade da água, onde uT significa "unidade de Turbidez" e geralmente é dado como NTU. A água que estiver com os parâmetros fora desse padrão é considerada prejudicial ao consumo humano ou para a manutenção das condições ambientais, exceto a água potável, a qual não existe um limite estabelecido para o consumo humano. Esses valores de referência são importantes para o desenvolvimento do presente trabalho.

2.6 Normas Brasileiras de Qualidade do Ar Ambiente

No Brasil, a qualidade e o conforto dos ambientes devem seguir os critérios estabelecidos por órgãos regulamentadores, como a ABNT (Associação Brasileira de Normas Técnicas) e a ANVISA (Agência Nacional de Vigilância Sanitária) (MENDONÇA, 2019). Este tópico apresenta as normas utilizadas para definir os parâmetros de qualidade do ambiente, considerando as grandezas: temperatura, umidade, iluminância e concentração de dióxido de carbono.

Para temperatura e umidade, utiliza-se a Norma Regulamentadora NR17 (ergonomia), que estabelece diretrizes para adaptar as condições de trabalho às características psicofisiológicas dos trabalhadores, visando conforto, segurança e desempenho (MTPS, 2021). Conforme a seção 17.8.4 da norma, ambientes internos com atividades que exigem atenção constante devem adotar medidas de conforto térmico. O subitem 17.8.4.2 recomenda que a temperatura do ar em ambientes climatizados fique entre 18°C e 25°C.

A Resolução nº 9 da ANVISA (2003) define padrões de qualidade do ar para ambientes climatizados de uso coletivo, visando saúde e bem-estar. Segundo a norma, a concentração de dióxido de carbono (CO₂) deve ser de, no máximo, 1000 ppm, e a umidade relativa deve variar entre 40% e 65% no verão, e entre 35% e 65% no inverno. Para este estudo, adotou-se a faixa entre 35% e 65%.

A iluminância dos ambientes será avaliada com base na norma ABNT NBR ISO/CIE 8995-1:2013, que especifica os requisitos para iluminação adequada em locais de trabalho internos, garantindo eficiência, conforto e segurança. Segundo essa norma, ambientes como salas de aplicação e laboratórios em instituições educacionais devem ter iluminância

mínima de 500 lux. Para complementar, utiliza-se a NBR 5413:1992, que define os níveis máximos de iluminância. De acordo com essa norma, tarefas visuais normais em ambientes de escritórios e laboratórios se enquadram na Classe B (tarefas visuais normais, que exigem precisão média, típicas de escritórios, laboratórios e salas de aula), com iluminância entre 500 e 1000 lux. Assim, adota-se 1000 lux como valor máximo.

2.6.1 Resumo dos critérios adotados

Para uma melhor visualização dos critérios adotados e estabelecidos pelas normas brasileiras, Resolução nº 9 da ANVISA, ABNT NBR ISO/CIE 8995-1:2013 e NBR 5413:1992, é apresentado um resumo dos limites na Tabela 3.

Tabela 3 – Parâmetros de Qualidade do Ar segundo Normas Brasileiras

Parâmetro	Ar interno
Temperatura	18°C a 25°C
Umidade	40% a 65%
Luminosidade	500 lux a 1000 lux
Gás carbônico	< 1000 ppm

Fonte: Adaptado pelo autor.

Assim, a Tabela 3 fornece os valores do padrão de qualidade do ar, onde ppm significa "partes por milhão". O ar que estiver com os parâmetros fora desse padrão é considerado prejudicial aos seres humanos ou à manutenção das condições ambientais. Por exemplo, em ambientes internos, os valores típicos de CO₂ são de 400 a 600 ppm (nível normal, similar ao ar externo). De 600 a 1.000 ppm é aceitável em salas ocupadas. De 1.000 a 2.000 ppm, a ventilação fica insuficiente, o ar "carregado". Valores acima de 2.000 ppm, o ar se torna desconfortável, podendo causar sonolência e queda de atenção. Esses valores de referência são importantes para o desenvolvimento do presente trabalho.

Sobre nível de iluminação em lux para referência: de 300 a 500 lux a iluminação é típica de um escritório simples. De 1.000 lux ou mais, já é considerado ambiente de alta luminosidade, típico de um laboratório bem iluminado.

3 Metodologia

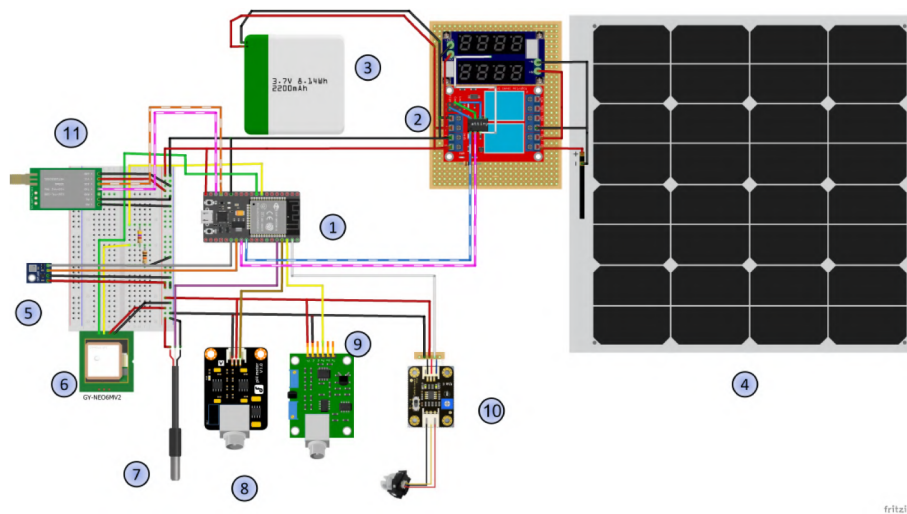
Este capítulo apresenta a metodologia adotada para a implementação das técnicas de filtragem voltadas à melhoria da fusão dos sinais provenientes de sensores, com foco na avaliação da qualidade do ambiente aquático e do ar (ambiente interno). As estratégias de desenvolvimento e implementação do projeto são descritas de forma sistematizada, com o objetivo de possibilitar a replicação dos experimentos em diferentes ambientes, mantendo a consistência dos resultados.

O material físico utilizado neste trabalho, composto por componentes eletrônicos, já havia sido previamente implementado em trabalhos anteriores. Assim, o foco desta pesquisa não está na montagem do nó ou da rede de sensores, mas no processamento dos sinais obtidos por esses dispositivos na estação base, visando aprimorar a fusão sensorial em aplicações futuras.

Para isso, foram reutilizados dados dos materiais desenvolvidos por Silva (2024) e Furtado (2022), aplicando melhorias significativas no processamento e na qualidade dos sinais. Nesse contexto, o capítulo está estruturado em duas etapas principais: (1) definição e aquisição dos parâmetros físico-químicos e (2) processamento dos sinais e dados oriundos do nó sensor e da rede de sensores. As Figuras 5 e 9 abaixo mostram o *Smart Sensor* (nó sensor) utilizado para captar os sinais oriundos da água marinha (ambiente interno) e a rede de 8 sensores utilizada para captar os sinais do ar (ambiente interno).

O nó sensor de qualidade da água, como é mostrado na Figura 5 abaixo, é formado pelos componentes: microcontrolador ESP32, sistema responsável pela alimentação vinda dos mini painéis fotovoltaicos, controle de carga e descarga das baterias, sensor DS18B20 de temperatura, módulo TDS V1.0 de condutividade de líquidos, sensor pH4502C para medição do pH, o ST100 para turbidez, módulo GPS, sensor BMP180 que mede pressão a nível do mar e temperatura ambiental e módulo RF wireless LoRa(Long Range).

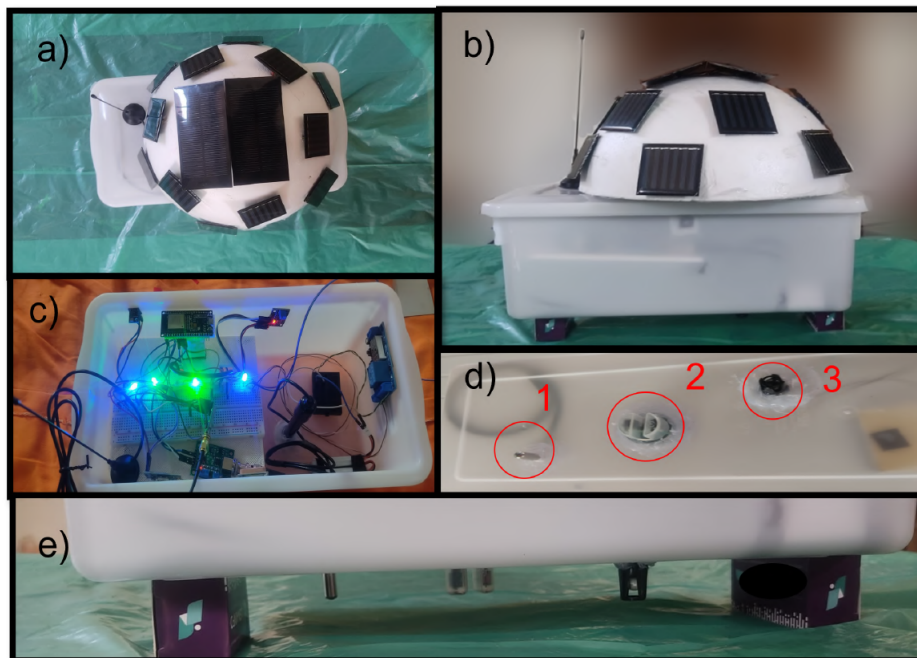
Figura 5 – Esquema do nó sensor para medir a qualidade da água.



Fonte: (SILVA, 2024).

A Figura 6 abaixo mostra o protótipo do nó sensor montado, destacando os mini painéis fotovoltaicos, a estrutura interna com os componentes eletrônicos protegidos para não entrarem em contato com a água e as pontas de prova 1, 2 e 3, destacadas em vermelho.

Figura 6 – Estrutura física do nó sensor para qualidade da água.

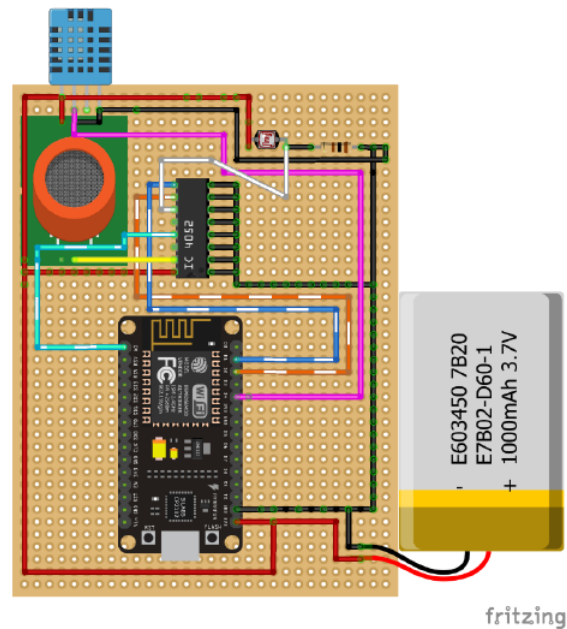


Fonte: (SILVA, 2024).

A Figura 7 detalha o esquema de montagem do nó sensor da rede de qualidade do ar do ambiente interno, que é formado pelos componentes: sensor de temperatura

e umidade DHT11 da AONSONG, sensor de luminosidade LDR, sensor de dióxido de carbono (CO₂) MQ-135 da HANWEI e o microcontrolador ESP8266.

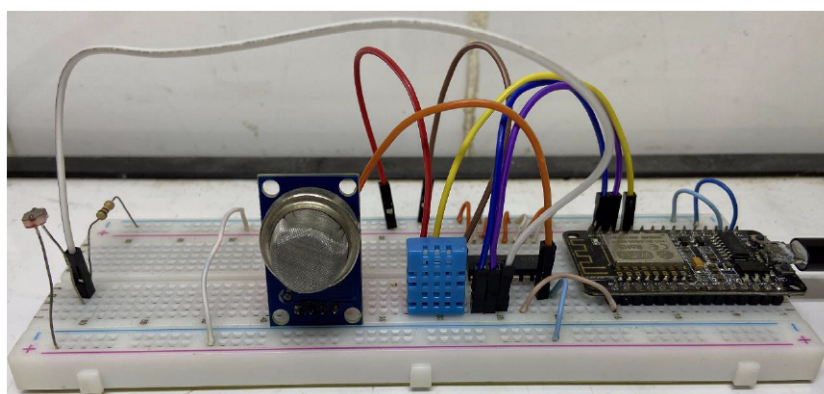
Figura 7 – Esquema do nó sensor para qualidade do ar.



Fonte: (FURTADO, 2022).

A Figura 8 mostra como foi feita a montagem da estrutura física do nó. Os sensores MQ-135 e DHT11 em destaque ao centro, o LDR à esquerda e o ESP8266 à direita da imagem.

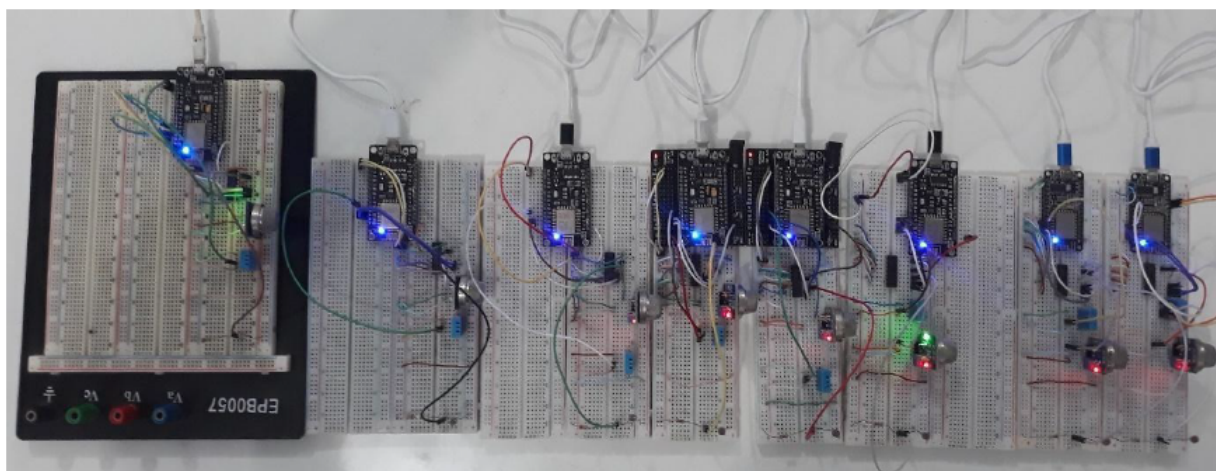
Figura 8 – Estrutura física do nó sensor da RSSF para qualidade do ar.



Fonte: (FURTADO, 2022).

A Figura 9 mostra a RSSF composta pelos 8 nós sensores agrupados. Ressalta-se que cada um foi posicionado em locais estratégicos do ambiente para ocupar a maior área possível e ter uma maior cobertura espacial.

Figura 9 – Todos os 8 Nós da RSSF.



Fonte: (FURTADO, 2022).

3.1 Processamento dos sinais

Foram empregadas as técnicas de Filtro de Média Móvel, Filtro de Wiener e Filtro de Butterworth. A escolha da Média Móvel justifica-se por sua capacidade de suavizar ruídos de alta frequência e evidenciar tendências mais lentas nos sinais. O Filtro de Wiener foi selecionado por minimizar o erro quadrático médio entre o sinal estimado e o sinal real, adaptando-se às características do ruído presente. Em contrapartida, o Filtro de Butterworth foi escolhido por ser um dos filtros digitais mais utilizados na suavização e remoção de ruídos e componentes de alta frequência, destacando-se por apresentar uma resposta de magnitude suave e livre de ondulações.

Os sinais das três primeiras amostras dos sensores utilizando a água do mar (turbidez, pH e temperatura nas Figuras 2, 3 e 4, respectivamente) foram armazenados em arquivos no formato `.mat`, próprios do MATLAB®, e posteriormente processados com os métodos de filtragem escolhidos. Por outro lado, os dados das amostras correspondentes às Figuras 8, 9, 10, 11 e 12 (turbidez, pH, temperatura externa, temperatura interna e pressão ambiente, respectivamente) foram armazenados em arquivos no formato `.csv` e também submetidos ao processamento. Na prática, não há diferenças de desempenho entre os formatos, exceto pela quantidade de dados que cada tipo de arquivo pode armazenar.

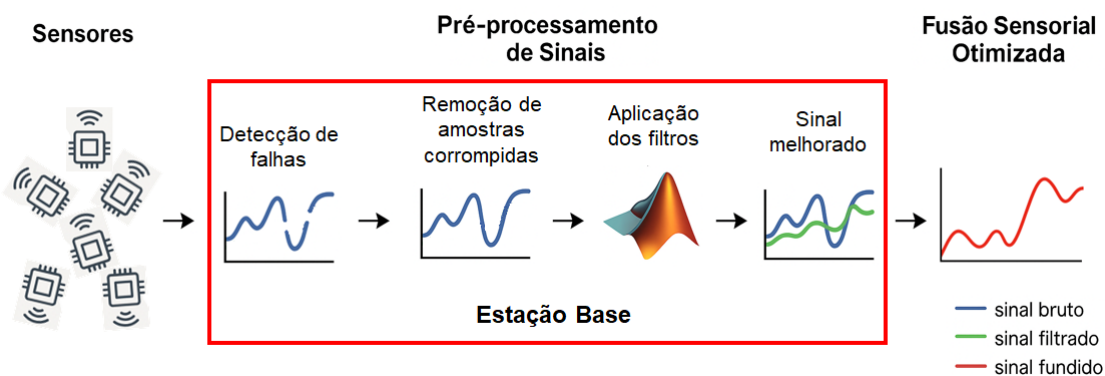
Também foram analisadas medições com diferentes configurações, o que contribuiu para uma melhor compreensão do comportamento do ambiente monitorado. Como ocorreram perdas em algumas amostras, os trechos correspondentes foram excluídos da análise, evitando lacunas nos dados. Para padronizar o processamento, todos os sinais passaram por um filtro de Média Móvel com janela de tamanho 5, valor identificado em testes preliminares como o mais adequado para preservar as características

essenciais do sinal sem perdas relevantes. Utilizou-se, para isso, a função nativa do MATLAB® 'movmean'.

Para solucionar as perdas dos dados em curtos períodos de tempo, foi realizada a técnica de interpolação. Assim, foi possível obter estimativas aproximadas dos dados reais perdidos. O processamento é realizado com técnicas de filtragem no ambiente MATLAB®, permitindo reduzir interferências do meio em que os sensores estão inseridos e facilitar a fusão sensorial.

O tratamento dos dados é etapa fundamental, uma vez que durante o sensoriamento remoto podem ocorrer perdas devido a interrupções na comunicação, interferências eletromagnéticas ou ruídos gerados na própria estrutura do sensor. A Figura 10 apresenta uma representação simplificada do projeto. O destaque em vermelho corresponde à etapa de processamento, realizada na estação base por meio do MATLAB®. No início do processo, os sensores (posicionados à esquerda) coletam os dados brutos, que são então enviados para a etapa de processamento. Ao final, obtém-se o sinal tratado.

Figura 10 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de turidez no mar.



Fonte: Autoral.

No caso do filtro de Wiener, foi empregada uma janela de tamanho 20, seguindo a mesma lógica de suavização da Média Móvel. Adicionalmente, foi incluído um terceiro parâmetro na função: a variância, que foi definida como 1,5, pois esse valor apresentou melhor ajuste para manter o nível dos valores próximos ao sinal original, compensando o deslocamento natural provocado pelo método. Para essa técnica, foi utilizada a função 'wiener' não nativa do MATLAB®, tendo em vista que a função nativa do *wiener* serve apenas para sinais de imagens, em duas dimensões.

Para o filtro Butterworth passa-baixa, foi adotada a ordem 1, visando reduzir distorções e preservar as principais características dos sinais monitorados. A frequência de corte foi fixada em 0,1, definida como frequência normalizada em relação à frequência de Nyquist, conforme a implementação da função butter. Esse valor foi escolhido de modo a

garantir que a frequência de corte real fosse superior às constantes de tempo associadas aos fenômenos físicos de interesse, como temperatura e concentração de gases, permitindo a preservação das variações relevantes do sinal e a atenuação de flutuações de alta frequência.

A filtragem foi realizada utilizando as funções nativas *'butter'* e *'filtfilt'*, sendo esta última empregada para eliminar o atraso de fase introduzido por filtros causais, resultando em um sinal filtrado com fase zero.

O nó sensor e a rede utilizados neste trabalho são compostos por duas partes: *Hardware* e *Software*. Os sinais de entrada são obtidos por meio de sensores que detectam o contato com a água ou monitoram variações nas grandezas do ambiente. Parte dos sensores realiza medições diretas, enquanto outros obtêm os dados de forma indireta.

Na etapa de processamento de sinais, busca-se aprimorar a qualidade do sinal por meio de técnicas de filtragem, com o objetivo de reduzir ruído e componentes de alta frequência sem comprometer as características relevantes do sinal. Isso visa tornar a detecção de eventos, como derramamentos de derivados de petróleo, mais eficiente e evitar erros. Os dados capturados na etapa inicial são, primeiramente, processados pelos sensores e, em seguida, tratados no ambiente MATLAB®. A partir de valores de referência, torna-se possível identificar se o nível de qualidade da água ou do ar atingiu um patamar crítico.

Os métodos de filtragem serão comparados tanto em relação aos dados brutos coletados quanto entre si, com o objetivo de avaliar qual deles apresenta maior eficiência, sensibilidade e estabilidade no processamento. Essa comparação será realizada com base em métricas de desempenho previamente definidas, permitindo identificar o método mais adequado para a melhoria da qualidade dos sinais e, conseqüentemente, para a detecção de eventos críticos no ambiente monitorado.

Serão avaliadas métricas como o MSE, RMSE, MAE, SNR e PSNR. Essas métricas serão calculadas para cada método de filtragem em relação ao sinal original, permitindo uma análise quantitativa da eficiência de cada técnica no aprimoramento da qualidade do sinal.

O MSE é empregado por penalizar de forma mais severa os erros de maior magnitude, tornando-se sensível a picos e discrepâncias no sinal. A RMSE é utilizada por apresentar o erro na mesma unidade do sinal original, facilitando a interpretação dos resultados; além disso, embora ainda penalize erros grandes, seu impacto é menos acentuado do que o do MSE.

O MAE é adotado por ser menos sensível a outliers do que o MSE, fornecendo um valor mais robusto diante de ruídos ou componentes de alta frequência isolados e mais fácil de interpretar. A Relação SNR é aplicada por refletir o grau de "limpeza" do sinal filtrado, em que valores elevados indicam maior eficácia do processo de filtragem. O PSNR é utilizado por normalizar a métrica em relação ao valor máximo possível do sinal,

permitindo padronizar a escala de comparação entre os resultados. Além disso, foram utilizadas também as métricas RES para saber quanto de energia do sinal original se perdeu após a filtragem e o Coeficiente de Correlação de Pearson (r) para medir o quanto o sinal filtrado se assemelha ao sinal original.

As métricas para medir atraso temporal não foram utilizadas, tendo em vista que os métodos empregados possuem fase zero e todos foram implementados *offline* (não em tempo real). Caso fossem implementados em tempo real (*offline*), seria necessário utilizar outras funções que permitem defasar o sinal filtrado.

Após a geração dos gráficos, são realizadas análises e comentários sobre as conclusões obtidas em relação às melhores métricas de desempenho alcançadas. Todas essas métricas são calculadas para os diferentes métodos de filtragem, visando mensurar de forma abrangente a eficiência dos processamentos aplicados.

3.2 Aquisição dos sinais

Para realizar o processamento dos sinais, é fundamental compreender os parâmetros físico-químicos que serão analisados, tais como turbidez, pH, temperatura, pressão, luminosidade, umidade e a presença de gases nocivos (dióxido de carbono, amônia, benzeno, óxido nítrico e fumaça). Esses parâmetros são essenciais para estabelecer comparações com padrões de referência e, assim, auxiliar na identificação de anomalias ou condições críticas no ambiente monitorado, seja na água ou em outro meio.

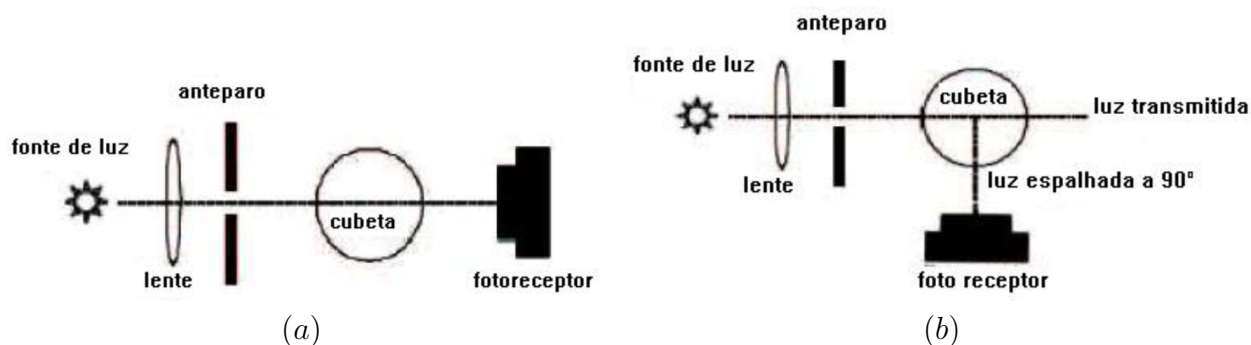
A etapa de aquisição de sinais envolve a coleta dos parâmetros que precisam ser monitorados por meio de sensores e a conversão dessas medições em valores com referencial padronizado. Essa etapa é fundamental para garantir a uniformidade e a confiabilidade dos dados obtidos, permitindo o avanço seguro para as etapas subsequentes do processo de análise e processamento dos sinais.

3.2.1 Turbidez

A turbidez é um parâmetro que indica a presença de partículas em suspensão na água, como argila, matéria orgânica ou micro-organismos, responsáveis por conferir um aspecto turvo ao líquido. Esse parâmetro quantifica a interferência causada na passagem da luz ao atravessar a água. Valores elevados de turbidez podem prejudicar processos de desinfecção e sinalizar potenciais riscos microbiológicos. A turbidez é expressa em Unidades Nefelométricas de Turbidez (NTU) e, de acordo com a Portaria nº 2.914/11 do Ministério da Saúde, o valor aceitável para água potável deve ser inferior a 5,0 NTU (SILVA; TAVARES, 2023).

O equipamento utilizado para medir a turbidez é denominado turbidímetro ou nefelômetro. Este dispositivo conta com um ou mais emissores e receptores de luz, sendo o receptor responsável por captar o espalhamento luminoso. Quanto maior o espalhamento, maior a turbidez detectada. Entre os tipos de nefelômetros, destacam-se os modelos de feixe simples e os de radiação espalhada, sendo esses os mais comumente empregados. A Figura 11 abaixo mostra esses dois casos:

Figura 11 – Esquemas de nefelômetros de feixe simples e de radiação espalhada.



Fonte: (MEDEIROS; ROMACHELLI; COSTA, 2006).

O nefelômetro de feixe simples é composto por um emissor de luz que direciona o feixe diretamente ao receptor, o qual capta a luz após ela atravessar a amostra. Esse arranjo está representado na Figura 11 (a). O nefelômetro de radiação espalhada, como o próprio nome indica, possui um receptor que mede a luz dispersa em um ângulo de 90° em relação ao feixe incidente, conforme ilustrado na Figura 11 (b) (MEDEIROS; ROMACHELLI; COSTA, 2006).

3.2.2 Potencial Hidrogeniônico (pH)

O pH, ou potencial hidrogeniônico, corresponde à medição da potência do íon hidrogênio na água, representando o equilíbrio entre ácidos e bases na solução. O valor do pH varia de 0 a 14, sendo que valores abaixo de 7 indicam acidez, valores iguais a 7 indicam neutralidade e valores acima de 7 indicam alcalinidade (basicidade). Segundo as normas brasileiras, o pH ideal para consumo humano situa-se entre 6,0 e 9,5. Esse parâmetro influencia na corrosividade da água, no sabor e na eficácia de processos de tratamento, como a cloração (ANDRADE, 2018).

A fórmula utilizada para expressar as concentrações muito pequenas de íons hidrogênio em soluções aquosas foi proposta por Sørensen (SØRENSEN, 1909) e é definida como:

$$\text{pH} = -\log_{10}[\text{H}^+]$$

onde:

- pH medida da acidez ou basicidade de uma solução aquosa.
- $[H^+]$ concentração molar de íons hidrogênio H^+ na solução, expressa em mol/L.

A escala de pH é logarítmica, o que significa que cada unidade representa uma variação de dez vezes na concentração de íons hidrogênio. Essa característica possibilita comparar soluções com diferenças significativas de acidez ou alcalinidade de forma simplificada. O controle do pH é essencial em diversas áreas, como no tratamento e abastecimento de água, bem como na manutenção de ecossistemas aquáticos. Desvios fora da faixa recomendada podem comprometer a potabilidade da água.

3.2.3 Temperatura

A temperatura é uma grandeza fundamental da termodinâmica, associada ao estado de agitação das partículas que compõem um sistema. Qualitativamente, representa o grau de aquecimento ou resfriamento de um corpo. Quantitativamente, pode ser definida com base na segunda lei da termodinâmica como a razão entre a variação de energia e a variação de entropia em um sistema de volume constante (CALLEN, 1985).

$$\Delta S \geq \int \frac{\delta Q}{T}$$

Onde:

- ΔS é a variação de entropia do sistema,
- δQ é o calor trocado de forma reversível,
- T é a temperatura absoluta na qual ocorre a troca de calor.

A igualdade é usada para processos reversíveis, e a desigualdade para processos irreversíveis.

A temperatura atua como o potencial termodinâmico que impulsiona a transferência de calor entre sistemas em diferentes estados térmicos. O calor flui espontaneamente de corpos com maior temperatura para aqueles com temperatura inferior até que seja alcançado o equilíbrio térmico (ÇENGEL YUNUS A.; CIMBALA, 2014). Dessa forma, a diferença de temperatura pode ser interpretada como a força motriz responsável por determinar a direção do fluxo de calor.

3.2.4 Pressão

A pressão é uma grandeza física que expressa a relação entre a força aplicada perpendicularmente (a 90°) a uma superfície e a área sobre a qual essa força atua. Essa relação é expressa pela seguinte equação:

$$P = \frac{F}{A} \quad (3.1)$$

onde:

- P é a pressão (em pascals, Pa),
- F é a força aplicada perpendicularmente à superfície (em newtons, N),
- A é a área sobre a qual a força é aplicada (em metros quadrados, m^2).

No Sistema Internacional de Unidades (SI), a pressão é medida em pascal (Pa), equivalente a 1 N/m^2 (MUNSON; YOUNG; OKIISHI, 2009).

Dentre os diversos tipos de pressão, destaca-se a pressão atmosférica, que corresponde à força exercida pela coluna de gases atmosféricos sobre a superfície terrestre. A determinação clássica da pressão atmosférica foi realizada por Evangelista Torricelli, em 1643, por meio de um experimento com um tubo de vidro preenchido com mercúrio. Esse estudo demonstrou que, ao nível do mar, a altura da coluna de mercúrio se estabilizava em aproximadamente 760 mmHg (ÇENGEL YUNUS A.; BOLES, 2015).

A pressão pode ser expressa em diferentes unidades de medida, como o pascal (Pa), milímetros de mercúrio (mmHg), atmosfera (atm), bar e psi, sendo a conversão entre essas unidades essencial para diversas aplicações em engenharia e ciências físicas.

3.2.5 Umidade

A umidade do ar é o termo geral utilizado para descrever a presença de vapor d'água na atmosfera. Ela pode ser classificada em dois tipos principais: a umidade absoluta, que corresponde à quantidade de vapor de água por volume de ar (g/m^3 ou kg/m^3), e a umidade relativa (UR), que expressa em porcentagem o quão "cheio" de vapor está o ar em relação à sua capacidade máxima a uma determinada temperatura.

A umidade é um parâmetro relevante para a saúde e o conforto. Segundo a Organização Mundial da Saúde (OMS), o intervalo ideal de UR situa-se entre 40% e 70%. Valores abaixo de 30% podem causar irritações nas vias respiratórias e mucosas, enquanto valores acima de 65% favorecem o surgimento de mofo e aumentam o risco de problemas respiratórios (DELGADO, 2013).

A fórmula básica da UR é:

$$UR(\%) = \frac{e}{e_s} \times 100 \quad (3.2)$$

onde:

- e é a pressão parcial do vapor real,
- e_s a pressão de vapor de saturação na temperatura do ar.

Quanto mais próximo o valor de e estiver de e_s , mais úmido estará o ar, até o ponto em que $UR = 100\%$, representando saturação. Em aplicações práticas, conhecer a UR é essencial para áreas como climatização, processos industriais, armazenamento de alimentos e fármacos, bem como para a previsão do tempo e estudos ambientais, já que ela influencia diretamente a sensação térmica, a evaporação e a formação de neblina e chuvas.

3.2.6 Luminosidade

Em relação à luminosidade, a iluminância é um dos principais parâmetros utilizados na fotometria para avaliar a qualidade da iluminação em ambientes internos e externos. Ela está diretamente relacionada à percepção visual humana, pois indica o quão bem uma superfície é iluminada e, portanto, quão adequada está para a realização de diferentes tarefas visuais. Esse conceito é muito empregado em projetos de iluminação, normas técnicas e estudos de conforto visual. A iluminância mede o fluxo luminoso que incide sobre uma superfície por unidade de área.

$$E = \frac{\Phi_v}{S}$$

onde:

- E é a iluminância (em lux);
- Φ_v é o fluxo luminoso incidente (em lúmens, lm);
- S é a área da superfície iluminada (em metros quadrados, m²).

Essa relação demonstra que, quanto maior o fluxo luminoso direcionado a uma área ou quanto menor for a área sobre a qual o fluxo se distribui, maior será a iluminância obtida. Em aplicações práticas, conhecer a iluminância permite verificar se os níveis de luz estão de acordo com as normas para diferentes tipos de ambientes e atividades, garantindo conforto visual, segurança e eficiência energética.

4 Resultados e Discussão

No presente capítulo, são descritos os testes experimentais realizados, bem como a análise detalhada de seus respectivos resultados e discussões. Essa etapa tem como objetivo validar os métodos propostos, verificando sua eficácia e comportamento frente aos dados obtidos em condições reais de operação. Dessa forma, este capítulo constitui uma etapa fundamental para comprovar a viabilidade das abordagens desenvolvidas, fornecendo subsídios técnicos e analíticos para a consolidação das conclusões apresentadas nos capítulos subsequentes.

O objetivo da fusão sensorial é aumentar a confiabilidade na detecção de eventos, como a diminuição na qualidade do ar ou água, ou como o derramamento de combustível, por meio da combinação de dados de múltiplos sensores. Essa abordagem reduz erros e ruídos de medição, melhora a qualidade dos sinais e reforça padrões comuns que podem ser ambíguos ou inconsistentes quando analisados isoladamente.

A fusão sensorial será utilizada neste projeto para reduzir os ruídos e componentes de alta frequência dos sinais captados por diferentes sensores e, com isso, melhorar a qualidade dos sinais. A intenção é tornar o sinal mais estável e confiável, mesmo em condições adversas ou com dados corrompidos por interferências. Ela será implementada por meio do método MMP aplicado aos sinais coletados por sensores de pH, turbidez, temperatura, luminosidade e processados em ambiente MATLAB®. Posteriormente, foram analisados os sinais fusionados sem pré-filtragem e em seguida com pré-filtragem, permitindo fazer comparações entre os resultados obtidos.

4.1 Implementação dos Métodos de Filtragem

4.1.1 Processamento dos sinais

A implementação dos métodos propostos para a análise dos sinais temporais dos sensores foi dividida em duas etapas: a primeira etapa tem como foco o *Smart Sensor* (Nó Sensor Inteligente), onde temos diferentes sensores em um único encapsulamento ou unidade (planta 1) e a segunda se concentra na RSSF (planta 2) que trata de vários sensores em vários encapsulamentos ou unidades.

Assim, primeiramente foi feita a comparação dos valores reais dos sensores com os valores após a implementação de cada método de filtragem em um mesmo gráfico para observar as particularidades de cada um. Os resultados são mostrados a seguir.

Os dados analisados nesta etapa foram obtidos a partir de medições contínuas realizadas ao longo dos dias 23/11/2021 a 16/12/2021 para o Nó Sensor e no intervalo de 03/02/2025 a 09/06/2025 para a RSSF, e não apenas em um único dia de coleta. Essa abordagem foi adotada com o intuito de capturar variações reais de comportamento nos parâmetros ambientais, considerando tanto oscilações naturais ao longo do tempo, quanto flutuações sazonais e operacionais dos sensores, além de garantir uma base de dados mais ampla e representativa para as análises.

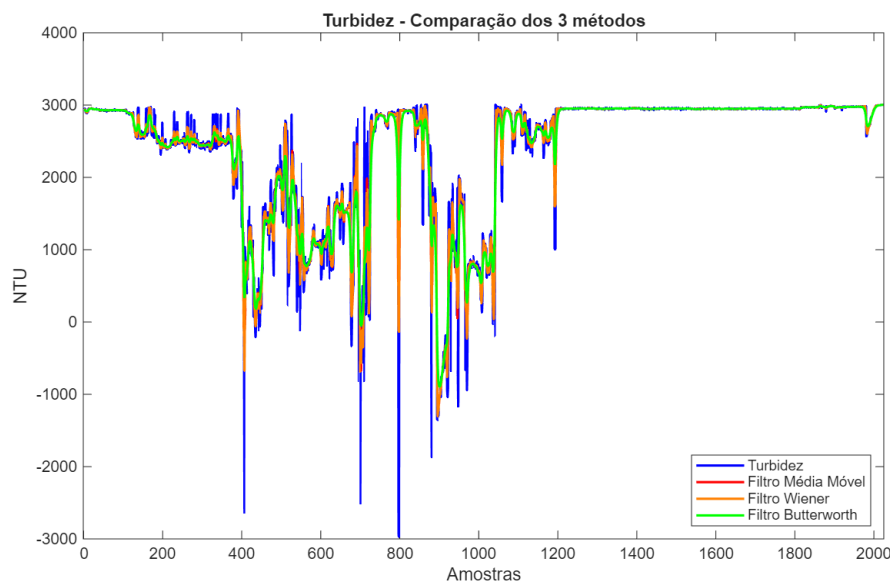
Ao abranger períodos distintos, as análises tornam-se mais robustas e representativas, permitindo a comparação entre diferentes condições e conferindo maior confiabilidade às avaliações de desempenho dos filtros e à fusão sensorial subsequente. Essa escolha metodológica reflete o objetivo de aproximar a análise das condições reais de monitoramento ambiental contínuo, como ocorre em sistemas de Redes de Sensores Sem Fio (RSSF) operando em regime permanente.

4.1.2 Planta 1 - Nó Sensor Inteligente

Nesta seção, são tratados os dados de um nó sensor apenas. O nó possui 4 sensores e tem como objetivo medir a qualidade da água do mar, considerando fatores como turbidez, pH, temperatura e pressão. Alguns sensores apresentam falhas de coleta em alguns dias. Em vista disso, os intervalos com falha foram desconsiderados da análise.

Na sequência, são apresentados os resultados para o cenário em que o nó está localizado na água do mar. Os ensaios experimentais foram realizados no Laboratório de Sistemas Embarcados e Controle Inteligente (LabSECI), da Universidade Federal do Maranhão (UFMA), em ambiente controlado. Para os testes, foi utilizada água do mar, de modo a simular condições reais de monitoramento, porém sem a influência de fatores externos típicos de ambientes naturais, como ondas e correntezas. São apresentados os resultados tais como a temperatura externa (do líquido), a temperatura interna do nó e a pressão relativa do ambiente. Na Figura 12, a seguir, é realizada a comparação entre os três métodos de filtragem aplicados ao sinal de turbidez registrado na água do mar. Os dados foram adquiridos por um sistema baseado em ESP32, com intervalo de amostragem de 2 minutos entre leituras consecutivas.

Figura 12 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de turbidez no mar.



Fonte: Autoral.

O trecho de 0–400 amostras, a turbidez se mantém estável em aproximadamente 3.000 NTU, com alguns ruídos e quedas bruscas. Essas quedas isoladas provavelmente são interferências, saturação ou bolhas passando pelo sensor. Os filtros suavizam, mantendo a tendência alta e estável.

No segundo trecho analisado, de 400 a 1.200 amostras, há uma forte instabilidade, com oscilações grandes, quedas profundas e valores negativos (até -3.000 NTU), o que não representa a realidade física porque a turbidez não pode ser negativa. As prováveis causas são saturação ou erro de leitura do sensor, interferência mecânica como deslocamento do sensor, sujeira no caminho. Em seguida, há uma volta à estabilidade inicial. Os picos negativos se devem ao fato de que foi despejado combustível na amostra de água e este impede a luz de chegar ao sensor, fazendo com que o mesmo apresente valores mais baixos e até leituras negativas.

Os filtros de Média Móvel e de Butterworth apresentaram os maiores níveis de atenuação, o que resultou na perda de características relevantes do sinal original. O filtro de Média Móvel promove uma suavização significativa, ocasionando a perda de detalhes importantes. Por outro lado, o filtro de Butterworth exerce uma suavização ainda mais acentuada, comprometendo ainda mais a fidelidade do sinal. Por outro lado, o filtro de Wiener mais uma vez se destaca, pois consegue atenuar o ruído de forma eficaz, preservando as principais características do sinal analisado.

Tabela 4 – Desempenho dos filtros no sinal de turbidez no mar.

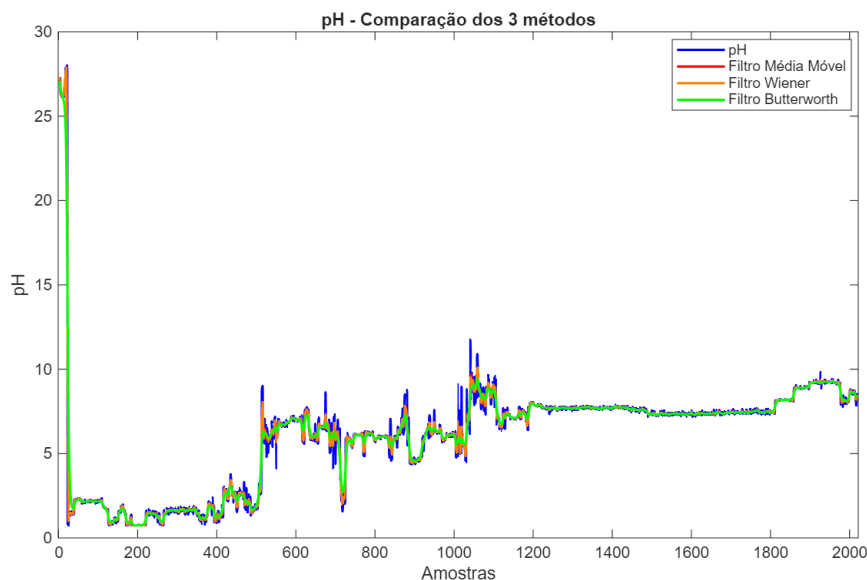
Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	76774,64	277,08	96,14	19,30	20,70	0,0118	0,9550
Wiener	49135,77	221,67	76,91	21,24	22,64	0,007523	0,9717
Butterworth	96906,62	311,30	120,40	18,29	19,69	0,014836	0,9434

Fonte: elaborado pelo autor.

As observações descritas anteriormente são corroboradas pelos dados apresentados na Tabela 4, na qual o filtro de Wiener demonstrou o melhor desempenho em todas as métricas avaliadas. Especificamente, os valores de MSE, RMSE e MAE foram significativamente inferiores em comparação aos demais métodos, enquanto as métricas SNR (dB) e PSNR (dB) apresentaram valores mais elevados, indicando uma melhor relação sinal-ruído. O valor de RES (dB) também foi o mais baixo entre os filtros analisados. Ressalta-se que os coeficientes de correlação obtidos para os três métodos foram idênticos, indicando alta correlação entre o sinal filtrado e o sinal de referência.

A Figura 13 mostra os resultados dos métodos considerando o parâmetro do pH da água.

Figura 13 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de pH no mar.



Fonte: Autoral.

Os valores iniciais próximos da amostra 0 possuem valor de pH maior que 25, o que é fisicamente impossível, pois a escala real de pH vai de 0 a 14. Isso é um artefato de medição, provavelmente causado pela inicialização do sensor, mau contato ou necessidade

de estabilização após ligar. No trecho entre 200–500 amostras, o pH está entre 2 e 4. Sendo, em sua maior parte, valores ácidos, que podem indicar contaminação localizada, ruído ou somente estabilização do sensor. Nas oscilações entre 600 a 1.200 amostras, o pH fica entre 7 e 11,7, que indica possível contaminação da água por algum fator, seja combustível derivado de petróleo ou resíduos. O trecho 1.200–2.000 amostras possui pH estável entre 7,8 e 9,5.

Apesar da semelhança geral, é possível identificar diferenças relevantes entre os métodos de filtragem. O filtro de Wiener, mais uma vez, demonstra superioridade ao preservar a maior parte do sinal sem introduzir distorções significativas, mantendo, assim, as principais características do sinal original. Em contrapartida, os filtros de Média Móvel e Butterworth, embora eficazes na atenuação de componentes de alta frequência e ruídos, promovem alterações consideráveis na forma do sinal, resultando na perda de informações relevantes.

Os desempenhos quantitativos dos métodos, conforme as métricas adotadas, são apresentados na Tabela 5.

Tabela 5 – Desempenho dos filtros no sinal de pH no mar

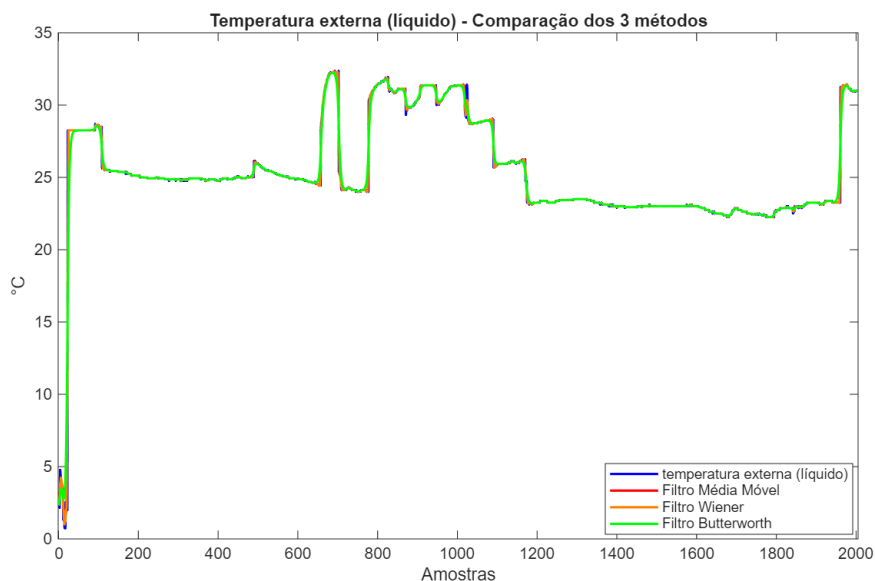
Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	0,24	0,49	0,16	23,14	35,21	0,004858	0,9897
Wiener	0,15	0,39	0,13	25,07	37,14	0,003109	0,9935
Butterworth	0,41	0,64	0,21	20,74	32,81	0,008435	0,9824

Fonte: elaborado pelo autor.

De modo geral, o desempenho dos três métodos de filtragem resultou em valores baixos para as métricas de erro MSE, RMSE e MAE, sendo que o filtro de Wiener apresentou os menores valores entre eles. Além disso, as métricas SNR (dB) e PSNR (dB) apresentaram valores relativamente mais elevados para o filtro de Wiener, o que indica uma melhor relação sinal-ruído. A métrica RES (dB) também foi inferior neste método, reforçando sua eficácia. O coeficiente de correlação, por sua vez, foi igual para todos os métodos, indicando alta similaridade entre os sinais filtrados e o sinal de referência.

A Figura 14 apresenta os resultados referentes à medição da temperatura externa, isto é, da temperatura do líquido ao redor do sensor.

Figura 14 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de temperatura externa (líquido) no mar.



Fonte: Autoral.

No início do gráfico, amostras até 50, o sinal apresenta valores muito baixos de 0 a 5 °C. Isso indica erro de inicialização do sensor, calibração em andamento ou ainda contato do sensor com o ambiente externo antes da estabilização na água. No trecho entre amostras 50 e 600 a temperatura permanece estável em torno de 25 a 27 °C. Pequenas oscilações naturais, suavizadas de forma semelhante pelos três filtros, entre 600 e 1.200 amostras, dois picos bem definidos, atingindo 30–32 °C, o que pode estar associado a variações externas intensas como o despejo de combustível derivado de petróleo. Como todos os filtros acompanham a mesma tendência, não se trata de ruído, mas sim um evento real. Entre 1.200 e 1.900 amostras, há estabilização em torno de 23–24 °C, com pouca oscilação. Após 1.900 até 2.000 amostras, há uma elevação para aproximadamente 32 °C, que pode estar relacionada ao contato novamente com o combustível.

Observa-se que as variações do sinal não são acentuadas, excetuando-se o “degrau” inicial, que deve ser desconsiderado na análise em virtude de sua natureza transitória, associada ao início do experimento. Os sinais obtidos após o processamento pelos diferentes métodos de filtragem apresentam elevada semelhança visual, com apenas pequenas diferenças perceptíveis, especialmente em trechos com elevações ou quedas abruptas nos valores.

Diante dessa semelhança visual, torna-se indispensável a análise quantitativa por meio das métricas de desempenho apresentadas na Tabela 6, a seguir, para uma avaliação criteriosa da eficácia de cada método.

Tabela 6 – Desempenho dos filtros no sinal de temperatura externa (líquido) no mar

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	0,18	0,43	0,06	35,48	37,54	$2,83 \times 10^{-4}$	0,9936
Wiener	0,12	0,34	0,05	37,42	39,48	$1,81 \times 10^{-4}$	0,9959
Butterworth	0,36	0,60	0,13	32,56	34,61	$5,55 \times 10^{-4}$	0,9876

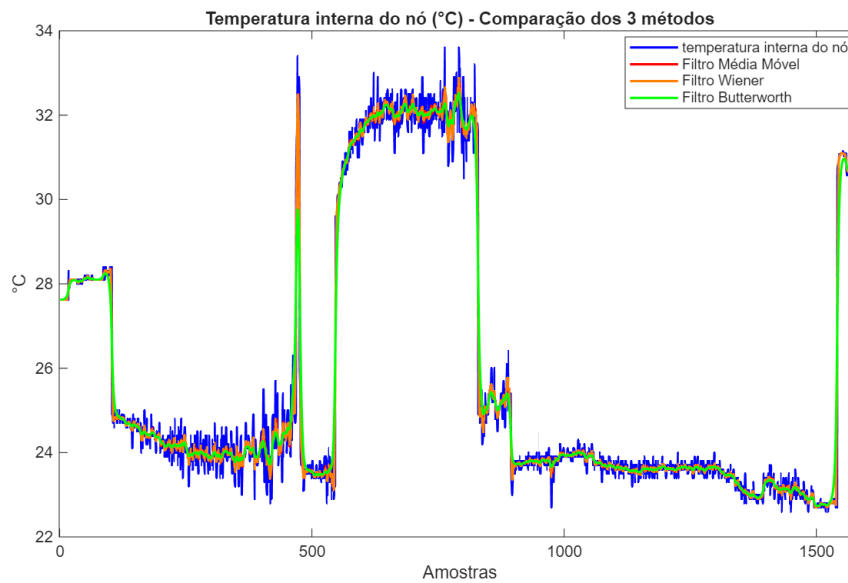
Fonte: elaborado pelo autor.

O desempenho das métricas nesta etapa mostrou-se ainda mais satisfatório quando comparado aos resultados apresentados anteriormente na Tabela 5, referente ao sinal de pH no ambiente marinho. De modo geral, os três métodos de filtragem obtiveram resultados positivos nas métricas avaliadas. No entanto, o filtro de Wiener manteve sua superioridade, destacando-se novamente como o método com melhor desempenho global.

Na Figura 15, é analisada a temperatura interna do nó sensor. Essa variável fornece informações relevantes sobre o comportamento térmico do dispositivo em operação, contribuindo para uma compreensão mais ampla das condições ambientais e do desempenho dos sensores ao longo do experimento.

A análise da temperatura interna é especialmente importante em sistemas embarcados e ambientes aquáticos, pois variações excessivas podem afetar a precisão das medições, acelerar o desgaste dos componentes eletrônicos ou até comprometer a integridade dos dados adquiridos. Ao monitorar a temperatura interna em conjunto com variáveis externas, torna-se possível avaliar o impacto do ambiente sobre o funcionamento do nó sensor, o que pode subsidiar estratégias de compensação térmica, calibração dinâmica ou ajustes no tempo de operação.

Figura 15 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de temperatura interna do nó no mar.



Fonte: Autoral.

Em relação à temperatura interna do nó pode-se perceber que ela é muito semelhante à do nó externo, uma vez que ele está imerso ou em contato direto com o ambiente onde o líquido está. Como o calor se transfere por condução, pelos materiais de encapsulamento e convecção (entre o líquido e o sensor), as temperaturas tendem a se equilibrar.

No intervalo de amostras compreendido entre 400 e 900, observam-se dois comportamentos distintos e relevantes do sinal: um pico acentuado, seguido por uma elevação nos valores que permanecem praticamente constantes por um determinado período.

Tabela 7 – Desempenho dos filtros no sinal de temperatura interna do nó (°C) no mar

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	0,12	0,35	0,19	37,45	39,69	$1,80 \times 10^{-4}$	0,9944
Wiener	0,08	0,28	0,15	39,39	41,63	$1,15 \times 10^{-4}$	0,9964
Butterworth	0,20	0,45	0,23	35,26	37,50	$2,98 \times 10^{-4}$	0,9908

Fonte: elaborado pelo autor.

Novamente, na Tabela 7, o filtro de Wiener apresentou o melhor desempenho entre os métodos avaliados, obtendo consistentemente os menores valores para as métricas de erro (MSE, RMSE, MAE). Simultaneamente, esse filtro alcançou os maiores valores para as métricas relacionadas à relação sinal-ruído, SNR e PSNR, ambas expressas em decibéis (dB).

Adicionalmente, o filtro de Wiener também obteve o menor valor de RES (dB). Por fim, observou-se que o coeficiente de correlação permaneceu constante para todos os métodos analisados, indicando um mesmo grau de correlação linear entre os sinais originais e os filtrados.

Na Figura 16, é apresentada a análise do parâmetro referente à pressão atmosférica do ambiente, permitindo a observação de seu comportamento ao longo do tempo e sua resposta frente aos métodos de filtragem aplicados.

Figura 16 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de pressão do ambiente no mar.



Fonte: Autoral.

O sinal de pressão tende a manter-se, ao longo de todo o intervalo analisado, com valores compreendidos entre os limites máximo de 100 e mínimo de 0, apresentando variações relativamente suaves. Variações com elevações mais acentuadas podem ser observadas no intervalo de amostras de 300 a 900, o que indica que algum evento ocorreu neste instante, podendo ser o derramamento de combustível. É possível perceber, ainda, que em todas as variáveis de turbidez, pH, temperatura e pressão há uma variação no intervalo aproximado de 400 a 1.200, o que corrobora a ideia de que as variações de alta frequência e ruídos ocorreram devido ao evento do derramamento de combustível nos experimentos.

De forma análoga ao que foi observado na Figura 14, os filtros demonstraram boa capacidade de adaptação à morfologia do sinal. Nota-se, ainda, a presença de um pico acentuado ao final da série temporal, aproximadamente na amostra 1.500, o que indica uma perturbação pontual, que pode ser a movimentação do sensor.

Tabela 8 – Desempenho dos filtros no sinal de pressão do ambiente no mar

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	241,25	15,53	1,75	21,26	36,22	$7,49 \times 10^{-3}$	0,9951
Wiener	154,40	12,43	1,40	23,19	38,16	$4,79 \times 10^{-3}$	0,9969
Butterworth	474,25	21,78	3,49	18,32	33,29	$1,47 \times 10^{-2}$	0,9905

Fonte: elaborado pelo autor.

Ao se analisar a Tabela 8 contendo as métricas de desempenho, observa-se que o método de Wiener apresenta resultados superiores em todos os critérios avaliados, com exceção do coeficiente de correlação, cujo valor se manteve idêntico entre todos os métodos testados. Isso reforça a eficiência do filtro de Wiener na redução de ruído e na preservação da forma do sinal original.

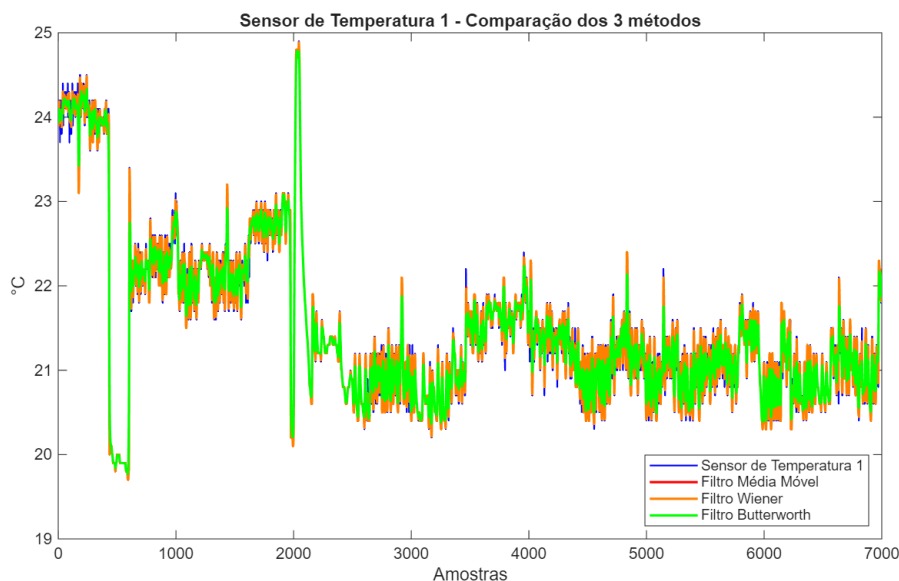
4.1.3 Planta 2 - Rede de Sensores Sem Fio

Nesta seção, são analisados os dados provenientes de uma Rede de Sensores Sem Fio (RSSF) composta por oito nós, sendo que cada nó está equipado com quatro sensores distintos. O objetivo principal da rede é monitorar a qualidade ambiental de um ambiente de estudo, especificamente um laboratório, levando em consideração parâmetros como luminosidade, umidade, temperatura e presença de gases nocivos.

A metodologia de análise adotada é semelhante àquela empregada no estudo da qualidade da água. Os gráficos apresentados nesta etapa incluem o sinal real (em azul), a saída do filtro de Média Móvel (em vermelho), do filtro de Wiener (em laranja) e do filtro de Butterworth (em verde), permitindo uma avaliação visual clara da eficiência de cada técnica de filtragem aplicada aos sinais coletados.

Na Figura 17, é apresentada a análise do sinal referente à temperatura do ambiente do nó 1, permitindo a observação de seu comportamento ao longo do tempo e sua resposta frente aos métodos de filtragem aplicados.

Figura 17 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de temperatura do ambiente do nó 1.



Fonte: Autoral.

Na Figura 17, o sinal do filtro de média móvel é muito semelhante ao do filtro de Wiener, o que deixa a identificação dos sinais mais complexa. Entretanto, pode-se perceber que a faixa de valores da temperatura variou entre 20 °C e 24,5 °C, o que está dentro da faixa típica para ambientes internos climatizados. Esse intervalo está adequado para condições de conforto térmico em laboratórios segundo os valores das normas resumidos na Tabela 3. É possível identificar quedas e picos súbitos no intervalo de amostras 400 a 2.000. Essas oscilações podem estar relacionadas a abertura de portas ou janelas com entrada do ar externo ou acionamento de todos os ar-condicionados. Após a região de 2.500 amostras, a temperatura tende a se estabilizar entre 20 °C e 22 °C, com pequenas oscilações. Esse comportamento é esperado em um ambiente interno fechado, em que a inércia térmica ajuda a manter a estabilidade.

A Tabela 9 a seguir mostra as métricas de desempenho obtidas para uma avaliação aprofundada da eficácia de cada método.

Tabela 9 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de temperatura do ambiente (nó 1).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	$6,7 \times 10^{-3}$	0,08	0,05	48,41	49,67	$1,4 \times 10^{-5}$	0,9965
Wiener	$4,3 \times 10^{-3}$	0,07	0,04	50,35	51,61	$9,0 \times 10^{-6}$	0,9978
Butterworth	$2,17 \times 10^{-2}$	0,15	0,11	43,31	44,57	$4,7 \times 10^{-5}$	0,9888

Fonte: elaborado pelo autor.

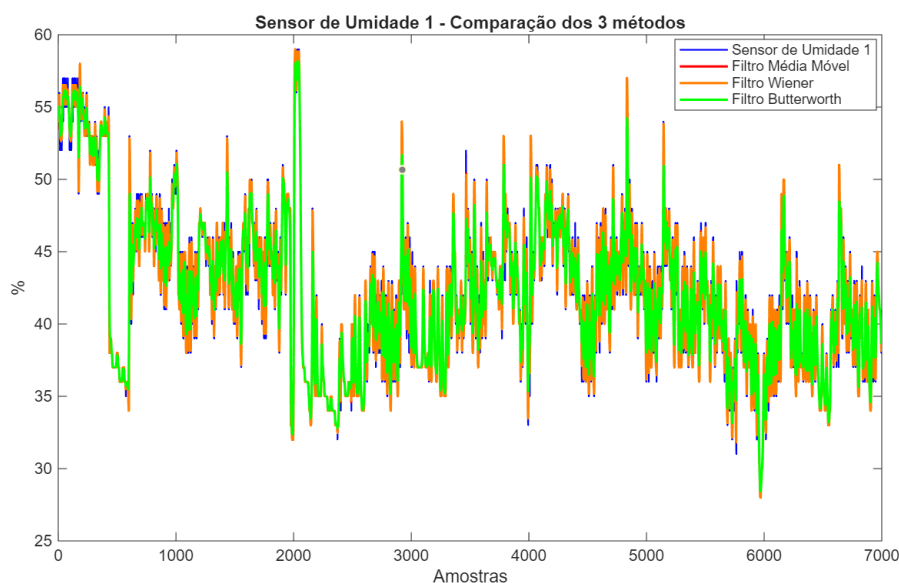
O filtro de Wiener apresentou o melhor desempenho geral, com os menores valores de erro entre os três métodos. Indicando um alto nível de precisão na reconstrução do sinal. Além disso, apresentou SNR e PSNR maiores, demonstrando excelente preservação do sinal original. O RES foi praticamente nulo, e a correlação com o sinal original foi perfeita.

A média móvel apresentou desempenho intermediário. Embora tenha produzido bons resultados, foi superada pelo filtro de Wiener em todas as métricas. A média móvel suavizou bem o sinal, porém com maior erro em relação ao Wiener, o que pode indicar uma perda maior de detalhes sutis na série original.

O filtro de Butterworth apresentou o desempenho mais modesto. Apesar de também ter alcançado uma correlação perfeita com o sinal original, os valores de erro foram superiores aos dos demais métodos. Os valores dos SNR e da PSNR foram menores, sugerindo uma menor eficácia na atenuação do ruído sem comprometer a forma do sinal.

Na Figura 18, é apresentada a análise do sinal referente à umidade do ambiente do nó 1.

Figura 18 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de umidade do ambiente.



Fonte: Autoral.

Na Figura 18 a faixa de valores da umidade relativa variou entre 30% e 58% ao longo do tempo. Esses valores estão em sua maioria dentro da faixa aceitável para ambientes internos para conforto humano, uma vez que estão de acordo com os valores das normas resumidos na Tabela 3. Os períodos abaixo de 40% indicam ar seco, o que pode causar desconforto e ressecamento das vias respiratórias. Até as primeiras 1.000 amostras, a umidade estava mais alta, entre 55% a 58%, possivelmente devido a maior presença de pessoas. Depois, observa-se uma tendência de queda, com estabilização em torno de

40% a 45%, sugerindo maior eficiência do sistema de climatização ou renovação do ar. Há oscilações bruscas próximas das amostras 400 e da 2.000. Esses comportamentos podem estar ligados à abertura de portas ou janelas, entrada de ar externo ou funcionamento intermitente de aparelhos de ar-condicionado.

A Tabela 10 a seguir mostra as métricas de desempenho obtidas para uma avaliação aprofundada da eficácia de cada método.

Tabela 10 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de umidade do ambiente (nó 1).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	0,40	0,63	0,39	36,60	39,41	$2,19 \times 10^{-4}$	0,9935
Wiener	0,25	0,50	0,31	38,53	41,35	$1,40 \times 10^{-4}$	0,9959
Butterworth	1,46	1,21	0,92	30,94	33,76	$8,05 \times 10^{-4}$	0,9765

Fonte: elaborado pelo autor.

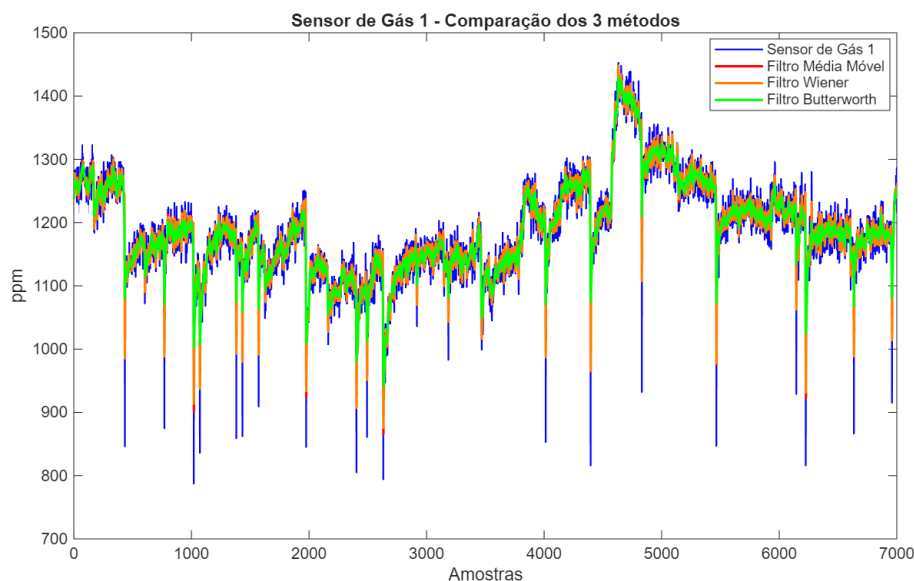
Com base na Tabela 10, o filtro de Wiener destacou-se como o método mais eficaz na filtragem do sinal, apresentando os menores erros de reconstrução e os maiores índices de qualidade do sinal. As métricas associadas a esse método indicam uma excelente capacidade de remoção de componentes de alta frequência e ruído com mínima distorção do sinal original, o que é reforçado por sua elevada relação sinal-ruído e correlação praticamente perfeita com os dados reais.

A média móvel, embora também tenha apresentado um desempenho satisfatório, foi superada pelo filtro de Wiener em todos os critérios avaliados. Ela demonstrou uma boa capacidade de suavização do sinal, porém com uma leve perda de precisão.

Por sua vez, o filtro de Butterworth foi o que apresentou o menor desempenho entre os três métodos. Embora tenha mantido uma boa correlação com o sinal original, seus erros foram mais expressivos e a qualidade da filtragem foi inferior, indicando uma menor eficiência na separação entre sinal e ruído.

Na Figura 19 abaixo, é apresentada a análise do sinal referente aos gases do ambiente do nó 1.

Figura 19 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de gás do ambiente.



Fonte: Autoral.

Na Figura 19 acima, o sensor registra concentrações entre aproximadamente 900 e 1.400 ppm. Em ambientes internos, a concentração de CO₂ normalmente varia de 400 ppm até acima de 1.000 ppm em locais ocupados. Portanto, os valores estão compatíveis com um ambiente fechado com presença de pessoas. Observa-se uma tendência de oscilações ao longo do tempo, com quedas bruscas, próximas de 900 ppm e até 800 ppm, seguidas de recuperação para valores acima de 1.200 ppm. Essas quedas podem estar associadas à ventilação do ambiente, como a abertura de janelas, portas, que renovam o ar e reduzem a concentração de CO₂. Há também a influência da ocupação de pessoas, tendo em vista que quanto maior o número de pessoas no ambiente, maior a taxa de liberação de CO₂, devido à respiração humana. Isso explica a tendência geral de valores elevados (acima de 1.000 ppm) quando há permanência de indivíduos no local. Por outro lado, momentos de redução abrupta do CO₂ sugerem saída de pessoas ou entrada de ar externo.

A Tabela 11 a seguir, mostra as métricas de desempenho obtidas para uma avaliação aprofundada da eficácia de cada método.

Tabela 11 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de gás no ambiente (nó 1).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	477,67	21,86	13,97	34,72	36,45	$3,37 \times 10^{-4}$	0,9596
Wiener	305,66	17,48	11,17	36,66	38,39	$2,16 \times 10^{-4}$	0,9745
Butterworth	597,38	24,44	15,41	33,75	35,48	$4,21 \times 10^{-4}$	0,9495

Fonte: elaborado pelo autor.

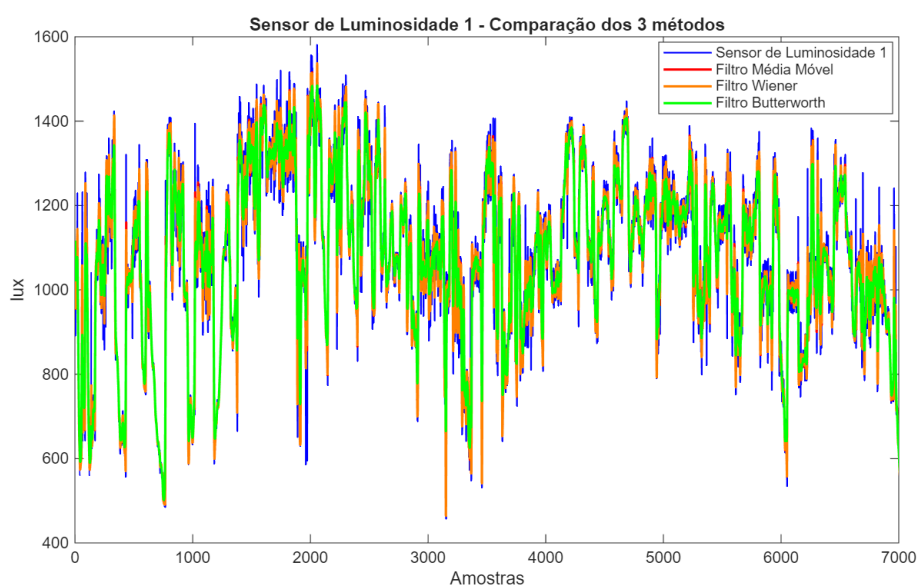
Mais uma vez, o filtro de Wiener apresentou os melhores resultados entre os três métodos. Suas métricas indicam uma maior capacidade de reconstrução do sinal original, com os menores índices de erro e os maiores valores de qualidade do sinal. Isso sugere que o filtro foi eficiente em reduzir o ruído presente nos dados sem comprometer significativamente as características essenciais do sinal. A alta correlação entre o sinal filtrado e o sinal original reforça sua precisão.

A média móvel, por sua vez, apresentou desempenho inferior ao do filtro de Wiener, mas ainda assim mostrou-se razoável em termos de suavização do sinal. Entretanto, os erros foram mais elevados, o que indica uma perda maior de informação útil durante o processo de filtragem. Esse comportamento é característico da média móvel, que tende a suavizar oscilações legítimas do sinal, especialmente quando aplicado a dados com maior variação, como é comum em medições de gás.

O filtro de Butterworth teve o menor desempenho no conjunto analisado. Suas métricas apresentaram maiores erros e menor qualidade do sinal filtrado, o que sugere uma menor eficiência na separação entre ruído e sinal útil. Além disso, a correlação foi a mais baixa entre os três métodos, indicando distorções mais acentuadas. Esse resultado pode estar associado à resposta de frequência do filtro, que nem sempre é ideal para sinais com variabilidade mais acentuada e picos abruptos, como é o caso de concentrações de gás.

Na Figura 20 abaixo, é apresentada a análise do sinal referente à luminosidade do ambiente do nó 1.

Figura 20 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de luminosidade do ambiente do nó 1.



Fonte: Autoral.

Na Figura 20 acima, a faixa dos valores do sensor de luminosidade oscila entre aproximadamente 500 e 1.500 lux. Esse intervalo é compatível com ambientes internos iluminados artificialmente, possivelmente com lâmpadas fluorescentes ou LED de laboratório. Há fortes oscilações rápidas, o que pode indicar: variação da iluminação artificial, lâmpadas sendo ligadas ou desligadas em diferentes momentos. Além disso, a presença de pessoas pode alterar a luminosidade indiretamente, por exemplo, a movimentação pode provocar sombreamento. Entretanto, a luminosidade em ambientes internos costuma estar mais associada à gestão da iluminação artificial do que ao número de pessoas em si.

A Tabela 12 a seguir, mostra as métricas de desempenho obtidas para uma avaliação aprofundada da eficácia de cada método.

Tabela 12 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de luminosidade do ambiente (nó 1).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	1991,50	44,63	28,33	27,83	30,99	$1,65 \times 10^{-3}$	0,9760
Wiener	1273,94	35,69	22,66	29,77	32,93	$1,05 \times 10^{-3}$	0,9848
Butterworth	3304,72	57,49	38,83	25,63	28,79	$2,73 \times 10^{-3}$	0,9607

Fonte: elaborado pelo autor.

O filtro de Wiener destacou-se como o método mais eficaz dentre os avaliados. As métricas indicaram menores erros e maior preservação da integridade do sinal original, o que demonstra sua capacidade de atenuar o ruído sem comprometer a fidelidade dos dados. A alta correlação entre o sinal original e o filtrado reforça a eficácia desse método para dados de luminosidade, que tendem a apresentar variações suaves com algumas flutuações pontuais.

A média móvel apresentou um desempenho intermediário. Embora tenha suavizado o sinal de forma relativamente eficiente, seus resultados indicam uma perda maior de detalhes e variações importantes do sinal. Esse comportamento é típico desse tipo de filtro, especialmente quando aplicado a sinais com transições mais rápidas, como pode ocorrer em medições de luminosidade em ambientes com variações dinâmicas de luz.

Em relação ao filtro de Butterworth, foi o que apresentou o desempenho menos satisfatório. Apesar de sua aplicação ser comum em filtragens que exigem controle da frequência, suas métricas evidenciaram maior erro e menor capacidade de reconstrução precisa do sinal. Isso pode ser atribuído à suavização excessiva imposta por esse filtro, que, ao atenuar componentes de frequência mais elevada, acaba eliminando informações relevantes do sinal original.

Por questões de organização e concisão, optou-se por apresentar nesta seção apenas os principais gráficos e tabelas que melhor representam o comportamento dos sensores e o desempenho dos métodos de fusão analisados. Os resultados complementares, contendo todas as demais representações gráficas e tabelas de desempenho individual de cada sensor, foram incluídos no Apêndice A deste trabalho.

Essa escolha visa garantir maior clareza na exposição dos resultados, evitando repetições desnecessárias e concentrando no corpo principal apenas os dados mais representativos para a análise comparativa entre os métodos empregados. No entanto, os dados adicionais presentes no apêndice permanecem disponíveis para consulta detalhada, assegurando a transparência metodológica e a reprodutibilidade dos experimentos realizados.

De forma geral, observa-se que a relação entre os sinais filtrados e o sinal original apresentou comportamento consistente, indicando boa preservação das características principais após o processo de filtragem.

Os valores elevados de coeficiente de correlação (r), em especial nos casos com aplicação do filtro de Wiener, demonstram que o perfil temporal dos sinais foi mantido, com distorções mínimas e suavização eficaz do ruído.

Nos sensores em que o ruído de alta frequência era mais intenso, a filtragem foi decisiva para evidenciar tendências reais, eliminando oscilações sem comprometer as variações naturais. Essa tendência é coerente entre os diversos parâmetros avaliados, indicando que a metodologia de filtragem se mostrou adequada e consistente para o conjunto de sensores.

A Tabela 13 mostra os resultados resumidos, fazendo um comparativo geral de desempenho dos filtros, utilizando a média, os valores máximos e mínimos e o desvio padrão de todas as métricas de desempenho.

Tabela 13 – Resumo estatístico das métricas por filtro.

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES	r
Média							
Média Móvel	4461,90	37,90	21,48	32,40	35,98	0,0072	0,9573
Wiener	2855.39	30.31	17.18	34.34	37.92	0.0046	0.9743
Butterworth	6170,92	45,22	27,44	30,37	33,94	0,0089	0,9459
Máximo							
Média Móvel	76774,64	277,08	96,14	62,13	62,14	0,1266	0,9987
Wiener	49135.77	221.67	76.91	64,06	64,08	0,0811	0,9992
Butterworth	96906,62	311,3	120,4	60,98	61,00	0,1485	0,9974
Mínimo							
Média Móvel	0,0015	0,04	0,01	8,97	20,7	$6,1 \times 10^{-3}$	0,7085
Wiener	0,0010	0,03	0,01	10,91	22.64	$3,9 \times 10^{-7}$	0,8402
Butterworth	0,0028	0,05	0,02	8,28	19,69	$8,0 \times 10^{-7}$	0,6799
Desvio Padrão							
Média Móvel	12807,18	55,77	27,26	11,91	9,76	0,0229	0,0636
Wiener	8196.55	44.61	21.80	11,91	9,76	0,0147	0,0365
Butterworth	16378,49	65,12	35,20	11,43	9,26	0,0268	0,0694

Fonte: elaborado pelo autor.

Com base nos resultados apresentados na Tabela 13, observa-se que o filtro de Wiener apresentou desempenho superior em praticamente todas as métricas avaliadas, tanto no domínio temporal (MSE, RMSE e MAE) quanto nas métricas espectrais e estatísticas (SNR, PSNR, RES e correlação r). Na análise por estatísticas descritivas, para os valores médios, máximos e mínimos, o Wiener obteve consistentemente os menores erros e os maiores índices de qualidade de reconstrução, evidenciando maior capacidade de preservação das características do sinal original e melhor relação sinal-ruído. O filtro de Média Móvel apresentou desempenho intermediário, com erros superiores aos do Wiener, mas ainda mantendo resultados aceitáveis em termos de correlação e preservação de picos. Por sua vez, o filtro de Butterworth, embora seja amplamente utilizado em aplicações de filtragem, mostrou desempenho inferior neste conjunto de dados, com erros mais elevados e valores de SNR e PSNR mais baixos, especialmente nas análises de média e máximo. De forma geral, os resultados indicam que, para este estudo, o filtro de Wiener é a escolha mais adequada para reduzir ruídos preservando a integridade do sinal, enquanto a Média Móvel pode ser considerada como alternativa de menor complexidade computacional e o Butterworth mostrou-se menos eficaz para o contexto analisado.

4.2 Implementação da Fusão sensorial para a Rede de Sensores Sem Fio

Nesta seção são apresentados os resultados obtidos a partir da fusão dos dados provenientes dos sensores sem a aplicação prévia de técnicas de filtragem. Todos os gráficos foram elaborados considerando o intervalo de tempo compreendido entre 15h30 e 20h30 do dia 17 de março de 2025, período selecionado por apresentar menor incidência de falhas de leitura e, conseqüentemente, maior disponibilidade de dados para o processo de fusão.

A rede analisada é composta por oito nós sensoriais, sendo que cada nó contém um sensor de temperatura, umidade, gás e luminosidade. Entretanto, nem todos os sensores apresentaram funcionamento adequado durante o período de observação. Alguns foram descartados da análise em virtude de falhas na aquisição dos dados, comprometendo sua confiabilidade. Tal ocorrência reforça a relevância da redundância estrutural em RSSF, visto que a presença de múltiplos nós permite compensar perdas individuais e assegurar a continuidade das medições.

Dessa forma, nos gráficos que apresentam as curvas dos sensores e a fusão observam-se quantidades reduzidas de sensores ativos (por exemplo, quatro ou cinco), refletindo os casos em que foi necessário o descarte de sensores com falhas. Essa condição, embora indesejável, é inerente a sistemas distribuídos e evidencia a importância da robustez e tolerância a falhas no contexto da fusão de dados ambientais.

As curvas correspondentes aos diferentes sensores foram representadas em um mesmo gráfico, de modo a evidenciar a influência individual de cada sensor sobre o resultado final da curva de fusão. Essa disposição permite visualizar a contribuição relativa de cada nó sensorial e identificar eventuais discrepâncias entre as medições. Os sensores que apresentaram valores praticamente constantes ao longo do intervalo analisado foram considerados como estando em condição de falha. Contudo, tais sensores não foram removidos da fusão, uma vez que sua presença ainda contribui para a análise global do comportamento do sistema e para a avaliação da robustez do método de fusão diante de leituras anômalas ou degradadas.

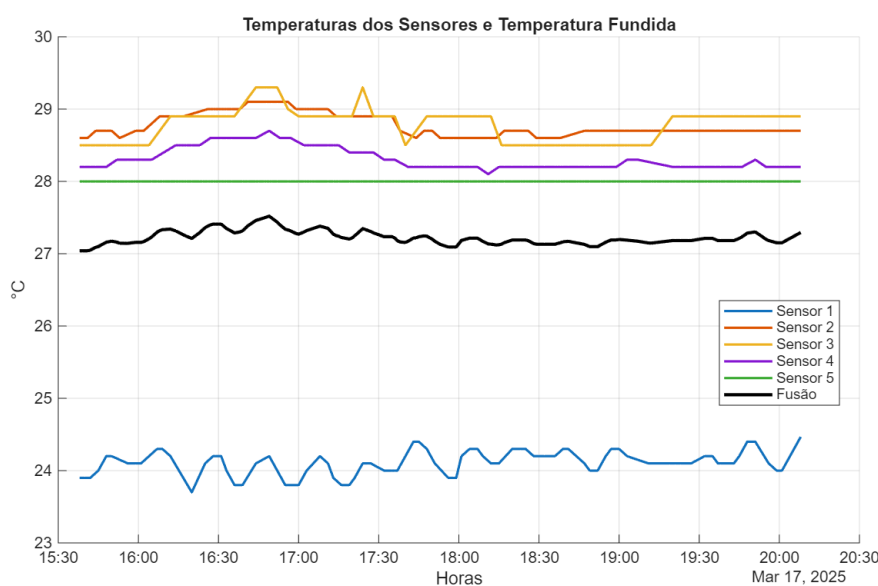
Foram utilizados gráficos de confiabilidade baseados na variância dos sensores, motivada pela necessidade de representar visualmente o desempenho individual de cada dispositivo e sua influência no resultado da fusão dos dados. Essa abordagem permite uma análise mais intuitiva e objetiva da estabilidade das medições, facilitando a identificação de sensores com comportamento anômalo, ruído elevado ou falhas de leitura. Além disso, os gráficos funcionam como uma ferramenta complementar de validação do método de ponderação adotado, confirmando se os pesos atribuídos pelo algoritmo estão coerentes com a variabilidade estatística observada.

O gráfico de confiabilidade dos sensores, construído a partir do inverso das variâncias individuais, representa uma etapa fundamental da análise de desempenho da rede de sensores sem fio. Sua função é evidenciar, de forma visual e comparativa, o grau de estabilidade e precisão de cada sensor utilizado no processo de fusão. Sensores com variância reduzida tendem a apresentar leituras mais consistentes, sendo considerados mais confiáveis, enquanto aqueles com variância elevada indicam instabilidade, ruído ou possíveis falhas de aquisição. Assim, a representação gráfica permite identificar rapidamente quais sensores exercem maior influência na estimativa final e quais devem ter participação reduzida na média ponderada.

A utilização desse gráfico é especialmente relevante no contexto da fusão de dados, pois fornece um diagnóstico complementar à análise numérica. Ele possibilita verificar se o método de ponderação está atribuindo corretamente maior peso aos sensores mais estáveis, reforçando a coerência entre os resultados e os critérios estatísticos adotados. Além disso, essa visualização facilita a interpretação do comportamento da rede, evidenciando sua robustez diante de falhas pontuais. Mesmo que alguns sensores apresentem degradação, o sistema mantém a confiabilidade global, uma vez que os pesos associados a sensores com baixa variância garantem a predominância das medições mais consistentes na fusão.

A Figura 21 abaixo mostra os resultados obtidos da fusão sensorial (linha preta) de 5 sensores de temperatura da rede de 8 sensores. O eixo das abscissas representa o horário das medições, enquanto o eixo das ordenadas expressa a temperatura em graus Celsius ($^{\circ}\text{C}$).

Figura 21 – Gráfico do resultado da fusão dos sensores de temperatura do ar.



Fonte: Autoral.

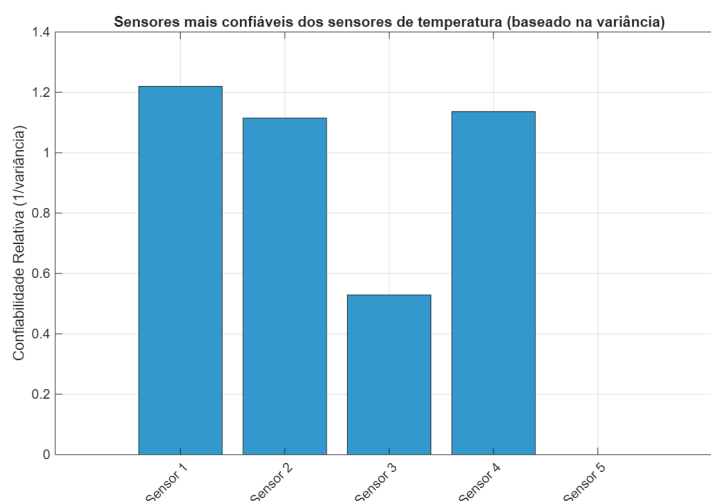
Na Figura 21 no que se refere ao comportamento individual, o sensor 1 apresentou valores mais baixos (23,8–24,5 °C), possivelmente em razão de posicionamento em uma zona mais fria do ambiente (próximo de ar condicionado). Já os sensores 2 e 3 registraram valores mais elevados, próximos de 29 °C, com pequenas oscilações, configurando o extremo superior das medições. O sensor 4 manteve-se em torno de 28,2 a 28,5 °C, com baixa variação, enquanto o sensor 5 apresentou valor fixo em 28 °C, sugerindo problema no sensor.

A temperatura fundida manteve-se no intervalo de 27,2 a 27,6 °C, em posição intermediária entre os sensores mais frios e o mais quente. Esse resultado demonstra a eficácia do processo de fusão de dados, que suavizou discrepâncias e forneceu uma estimativa central estável e representativa. Observa-se uma discrepância de quase 5 °C entre os sensores, o que pode estar associado a diferenças de calibração, posicionamento físico ou falhas de leitura. Por outro lado, o sensor 4 destacou-se pela consistência em relação aos demais sensores, por apresentar menor variância e menor amplitude de oscilação ao longo do tempo.

De modo geral, nota-se que a fusão de dados desempenhou papel fundamental ao reduzir ruídos e extremos individuais, fornecendo uma estimativa central em torno de 27,4 °C, valor que provavelmente reflete com maior precisão a temperatura real do ambiente.

A Figura 22 abaixo mostra o gráfico da confiabilidade relativa dos sensores de temperatura, calculada com base no inverso da variância das medições.

Figura 22 – Gráfico da confiabilidade dos sensores de temperatura do ar.



Fonte: Autoral.

A Figura 22 apresenta os índices de confiabilidade calculados para os cinco sensores de temperatura. Observa-se que o sensor 1 apresenta a maior confiabilidade relativa, com valor ligeiramente acima de 1,2, seguido pelo sensor 4, próximo de 1,14, e pelo sensor 2, com

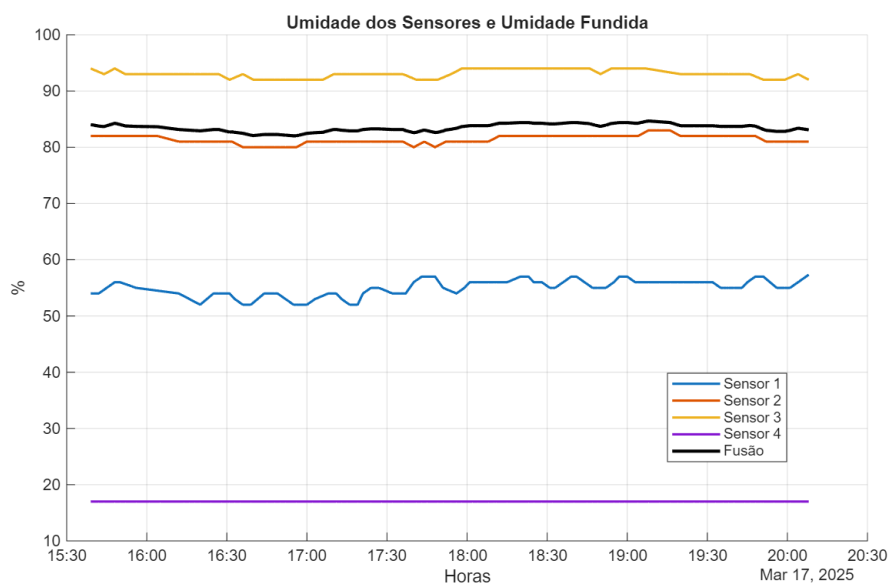
aproximadamente 1,11. Esses três sensores demonstram desempenho similar e consistente, indicando baixa dispersão nas medições. Em contrapartida, o sensor 3 exibe valor em torno de 0,53, revelando maior variabilidade nos dados e, portanto, menor confiabilidade segundo o critério adotado. O sensor 5, por sua vez, apresenta valor nulo, o que indica ausência de variância estatística, decorrente de leituras praticamente constantes ou falha de funcionamento, sugerindo baixa precisão ou até mesmo falha na aquisição de dados.

A análise pode ser associada ao gráfico original de temperatura (sem pré-filtragem). O sensor 1, com valores estáveis próximos de 24 °C, confirma sua alta confiabilidade. Os sensores 2 e 4, em torno de 28–29 °C, também se mostraram relativamente estáveis, justificando a confiabilidade intermediária/alta. O sensor 3, por sua vez, apresentou maior variabilidade, com picos anômalos (próximos de 29,5 °C), explicando sua classificação como menos confiável. O sensor 5, por manter valores praticamente fixos (28 °C), teve variância próxima de zero, sendo, portanto, descartado como pouco informativo.

Em síntese, os sensores 1, 3 e 2 destacaram-se como os mais confiáveis, devendo receber maior peso no processo de fusão. O sensor 4 pode ser considerado como apoio complementar, enquanto o sensor 3 deve ter participação reduzida. O sensor 5, por sua vez, deve ser excluído ou considerado irrelevante no cálculo da fusão.

A Figura 23 abaixo mostra os resultados obtidos da fusão sensorial de 4 sensores de umidade relativa (%) da rede de 8 sensores, bem como a curva de umidade fundida (linha preta).

Figura 23 – Gráfico do resultado da fusão dos sensores de umidade do ar.



Fonte: Autoral.

No que se refere ao comportamento individual, o sensor 1 registrou valores na faixa de 53–56%, com pequenas oscilações, situando-se significativamente abaixo dos demais. O

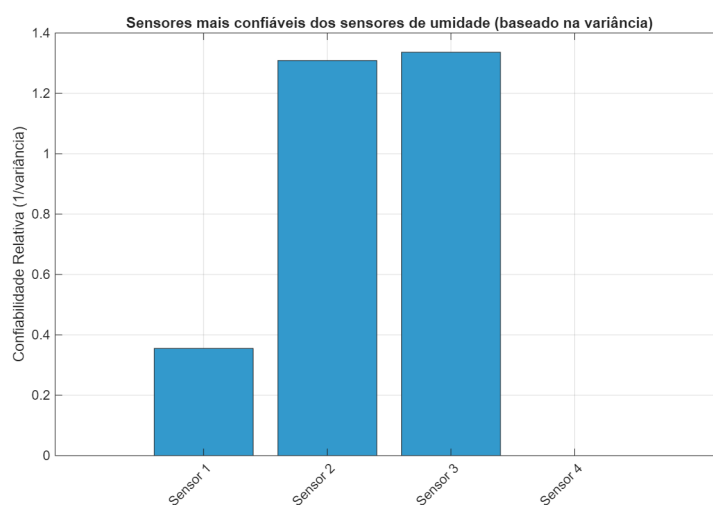
sensor 2 apresentou leituras em torno de 80–83%, relativamente estáveis, caracterizando-se como valor intermediário. O sensor 3 destacou-se por apresentar os maiores valores, sempre acima de 90%, com baixa variação. O sensor 4 permaneceu fixo em torno de 16%, sem variação significativa, comportamento incompatível com os demais sensores, o que sugere falha de calibração ou mau funcionamento.

A unidade fundida manteve-se no intervalo de 83–85%, resultado da maior ponderação atribuída aos sensores 2 e 3, que apresentaram menor variância e maior estabilidade. Nesse processo, as leituras extremas foram descartadas, em especial as do sensor 4 e, em menor medida, as do sensor 1.

Constata-se que a fusão de dados mostrou-se eficaz ao suavizar diferenças, convergir para valores mais plausíveis e oferecer uma estimativa final em torno de 84%, próxima dos sensores mais confiáveis. Esse resultado reforça a importância do uso da fusão em sistemas multissensoriais, por garantir maior robustez frente a falhas individuais.

A Figura 24 abaixo mostra o gráfico da confiabilidade relativa dos sensores de umidade.

Figura 24 – Gráfico da confiabilidade dos sensores de umidade do ar.



Fonte: Autoral.

Observa-se que o sensor 3 foi o mais confiável, juntamente com o sensor 2, ambos apresentando baixa variação ao longo do tempo e estabilidade nas leituras. No gráfico de umidade sem pré-filtragem, o sensor 3 manteve-se em torno de 92–94%, enquanto o sensor 2 apresentou valores próximos de 80–82%, ambos com poucas oscilações.

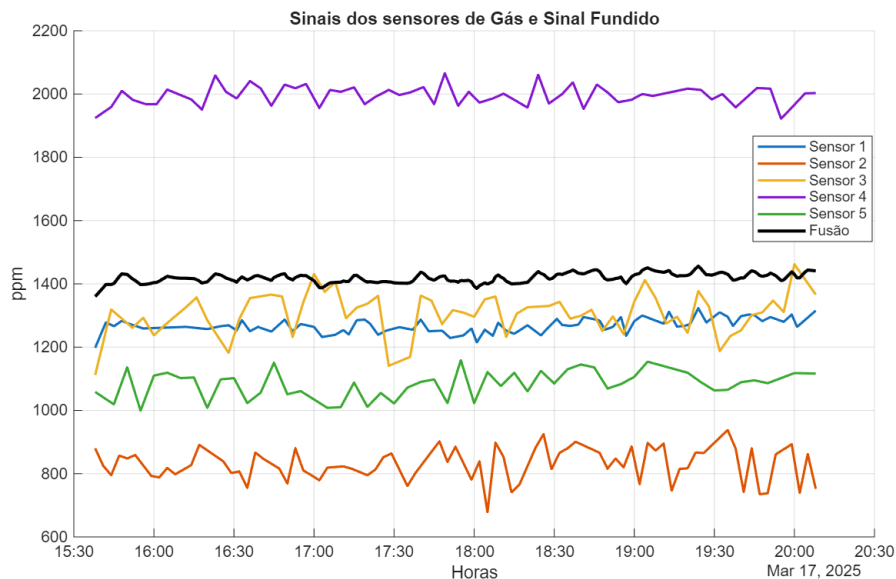
O sensor 1 apresentou confiabilidade reduzida, o que é coerente com o comportamento observado no gráfico original, no qual suas medições se mantiveram em torno de 55%, porém com maior variabilidade. O sensor 4 não apresentou valor de confiabilidade (barra zerada), refletindo seu comportamento constante em

aproximadamente 16%, sem variação útil, sendo, portanto, irrelevante para o processo de fusão.

Em síntese, os sensores 2 e 3 configuram-se como dominantes na fusão, pela estabilidade e confiabilidade. O sensor 1 atua como complementar, mas com menor influência, e o sensor 4 deve ser desconsiderado por sua baixa relevância.

A Figura 25 apresenta a concentração de gás em ppm (partes por milhão) registrada por cinco sensores distintos da rede de oito sensores, além da curva de sinal fundido (linha preta espessa).

Figura 25 – Gráfico do resultado da fusão dos sensores de gás do ar.



Fonte: Autoral.

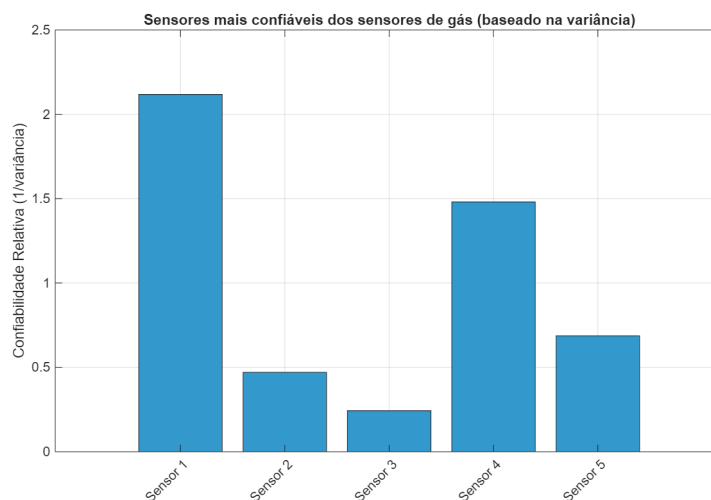
O gráfico da Figura 25 mostra que o sensor 1 manteve valores estáveis entre 1.250 e 1.300 ppm, com pequenas oscilações, demonstrando consistência e provável confiabilidade. O sensor 2, por sua vez, apresentou os menores valores (800–900 ppm) e grande variabilidade, com picos ascendentes e descendentes, sugerindo instabilidade ou maior sensibilidade a ruído. O sensor 3 variou entre 1.200 e 1.350 ppm, com dispersão mais acentuada, mas em vários momentos próximo ao sensor 1. O sensor 4 registrou os maiores valores, sempre acima de 1.900 ppm e atingindo até 2.100 ppm, o que se mostra destoante em relação ao conjunto, podendo indicar falha de calibração ou posicionamento diferenciado. Já o sensor 5 apresentou valores intermediários (1.000–1.100 ppm) com oscilações moderadas.

A curva de sinal fundido manteve-se no intervalo de 1.400–1.450 ppm, aproximando-se dos valores dos sensores 1 e 3, considerados mais consistentes. O processo de fusão reduziu o impacto dos sensores com comportamento discrepante, como o sensor 4 (valores excessivamente altos) e o sensor 2 (mais ruidoso).

Fica evidente que a fusão de sinais mostrou-se eficaz ao fornecer uma estimativa centralizada (1.420 ppm), mais robusta e representativa da condição real do ambiente. Esse resultado reforça a importância da fusão como ferramenta de mitigação de ruídos, calibrações inadequadas e discrepâncias entre sensores individuais.

A Figura 26 abaixo mostra o gráfico da confiabilidade relativa dos sensores de gás, calculado a partir da variância de suas leituras.

Figura 26 – Gráfico da confiabilidade dos sensores de gás do ar.



Fonte: Autoral.

O sensor 1 destacou-se como o mais confiável, apresentando a menor variância e, portanto, o sinal mais estável e consistente. Esse resultado confirma o observado no gráfico original, no qual o sensor registrava valores em torno de 1.250 ppm, com pequenas oscilações. O sensor 4 também demonstrou alta confiabilidade, sendo o segundo mais estável, com medições próximas de 2.000 ppm, variando de forma relativamente constante nessa faixa.

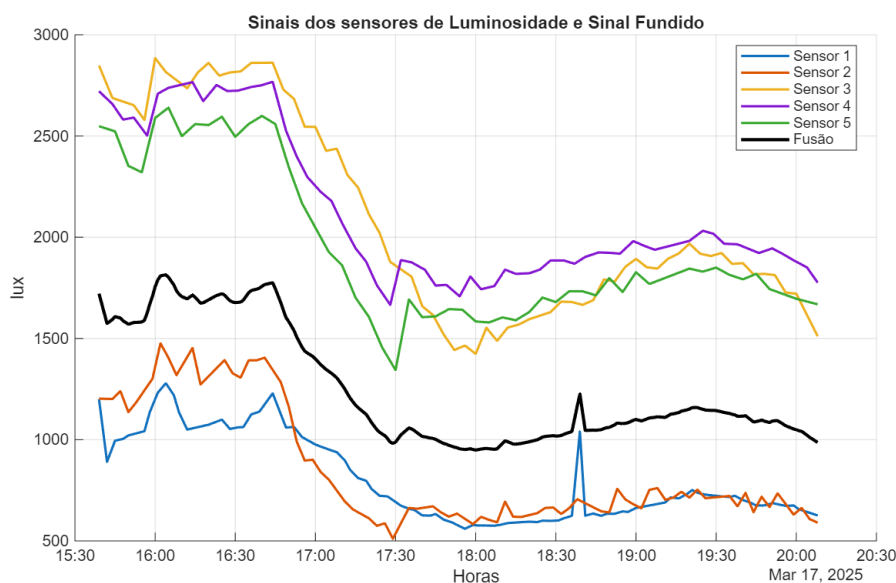
O sensor 5 apresentou confiabilidade intermediária, compatível com seu comportamento no gráfico sem pré-filtragem, em que registrava valores próximos de 1.050 ppm, com oscilações moderadas. Já o sensor 2 foi classificado como pouco confiável, pois, apesar de registrar valores em torno de 800 ppm, apresentou oscilações bruscas e ruído acentuado. Por fim, o sensor 3 foi considerado o menos confiável, devido à elevada variância de seus dados, resultado de picos e variações acentuadas em torno de 1.300 ppm.

Na relação com a fusão sem pré-filtragem, a linha preta manteve-se em torno de 1.400 ppm, situando-se entre os sensores mais confiáveis (1 e 4) e com influência reduzida dos menos consistentes (2 e 3). Esse resultado demonstra a eficácia do método de fusão ponderada, no qual sensores mais estáveis recebem maior peso no cálculo, enquanto sensores ruidosos têm participação reduzida.

Em síntese, os sensores 1 e 4 foram os principais responsáveis pelo valor fundido final, o sensor 5 contribuiu de forma complementar e os sensores 2 e 3 tiveram influência marginal devido à baixa confiabilidade.

A Figura 27 abaixo apresenta a intensidade de luminosidade, em lux, de 5 sensores de luminosidade da rede de 8 sensores. A linha preta espessa representa o sinal fundido, obtido pela combinação ponderada das leituras individuais.

Figura 27 – Gráfico do resultado da fusão dos sensores de luminosidade do ar.



Fonte: Autoral.

No que se refere ao comportamento dos sensores, observa-se que o sensor 1 e o sensor 2 apresentaram valores mais baixos, entre 500 e 1.500 lux, com maior instabilidade e oscilações, incluindo picos isolados, como o registrado pelo sensor 1 por volta das 18h35. Já os sensores 3, 4 e 5 mediram níveis mais elevados, próximos de 2.500 lux no início do período, decrescendo para cerca de 1.500 lux após 17h30 e apresentando leve recuperação após as 18h30. Esses três sensores seguiram padrões semelhantes, sugerindo maior coerência entre si.

Quanto à tendência temporal, verificou-se uma queda acentuada da luminosidade entre 15h30 e 17h30, provavelmente associada à redução da luz natural (pôr do sol). Após as 18h, registrou-se recuperação parcial nos sensores 3, 4 e 5, possivelmente em decorrência do acionamento de iluminação artificial no ambiente.

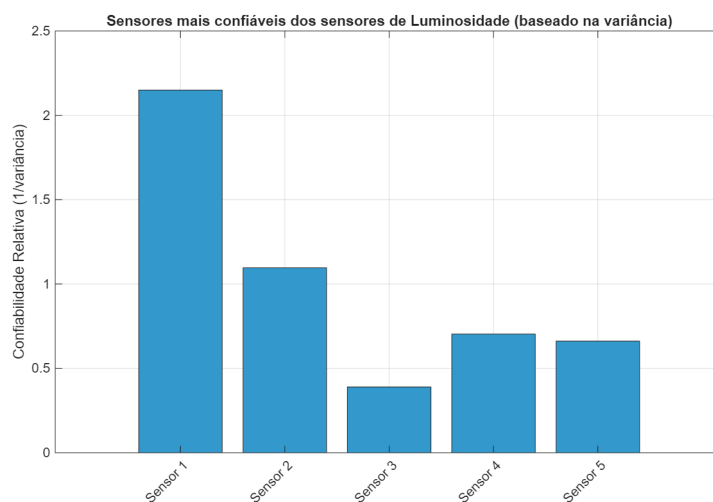
O sinal fundido permaneceu entre 900 e 1.600 lux, posicionando-se em faixa intermediária entre os sensores de menor leitura (1 e 2) e os de maior leitura (3, 4 e 5). O processo de fusão suavizou picos anômalos e produziu uma curva mais estável e representativa do conjunto.

Entre as principais observações, destaca-se a discrepância entre os grupos de sensores: enquanto os sensores 1 e 2 registraram valores mais baixos, os sensores 3, 4 e 5 mantiveram-se em patamares mais altos e consistentes. Essa diferença pode ser explicada pelo posicionamento físico distinto em relação à fonte de luz. Ressalta-se ainda que o pico isolado do sensor 1 por volta das 18h30 sugere a presença de ruído ou interferência pontual.

Em síntese, fica claro que os sensores 3, 4 e 5 apresentaram maior coerência e confiabilidade relativa, enquanto os sensores 1 e 2 refletiram medições mais baixas e sujeitas a ruído. A fusão de dados mostrou-se eficaz, fornecendo uma estimativa centralizada e robusta, próxima de 1.200 lux após o pôr do sol, representando de forma mais equilibrada as condições do ambiente.

A Figura 28 abaixo mostra o gráfico da confiabilidade relativa dos sensores de luminosidade, calculado a partir da variância de suas leituras.

Figura 28 – Gráfico da confiabilidade dos sensores de luminosidade do ar.



Fonte: Autoral.

O sensor 1 destacou-se como o mais confiável, exibindo a menor variância. No gráfico original de luminosidade, este sensor manteve-se entre 900 e 1.200 lux, com oscilações moderadas e menos bruscas que as registradas pelos sensores de faixa mais elevada, o que justifica sua maior estabilidade. O sensor 2 apresentou confiabilidade intermediária-alta, aparecendo como o segundo mais estável, com valores semelhantes aos do sensor 1 (1.000–1.400 lux) e variações igualmente controladas.

Os demais sensores revelaram menor confiabilidade. O sensor 3 apresentou elevada variância, registrando valores entre 2.500 e 1.500 lux, com oscilações abruptas. O sensor 4 apresentou desempenho melhor que o sensor 3, mas ainda inferior aos sensores 1 e 2, com valores entre 2.600 e 1.800 lux e flutuações relativamente intensas. O sensor 5 mostrou

confiabilidade baixa, próxima ao sensor 4, com quedas e recuperações visíveis e maior amplitude de variação.

Na relação com a fusão sem pré-filtragem, a curva fundida (linha preta) manteve-se na faixa de 1.600 a 1.000 lux, aproximando-se dos valores dos sensores 1 e 2, os mais confiáveis. Os sensores 3, 4 e 5, embora apresentassem valores mais elevados, tiveram menor peso no processo devido à maior variância. Esse resultado explica por que a fusão não foi deslocada para valores superiores a 2.000 lux, permanecendo em região intermediária mais consistente.

Observa-se, portanto, que os sensores 1 e 2 foram os principais responsáveis pela fusão, enquanto os sensores 3, 4 e 5 tiveram influência reduzida em razão de sua maior variabilidade. A fusão sem pré-filtragem refletiu corretamente os níveis de confiabilidade, produzindo um valor médio mais robusto e menos suscetível a oscilações exageradas.

De modo geral, os resultados da fusão indicam aumento significativo da consistência e confiabilidade dos sinais integrados. Observa-se que o processo de fusão foi capaz de combinar as informações provenientes dos diferentes sensores, reduzindo a dispersão dos dados e fornecendo uma estimativa mais estável e representativa das grandezas medidas.

Verifica-se, assim, que a fusão de dados contribui diretamente para o aprimoramento da qualidade estatística das medições, ao minimizar o impacto de leituras inconsistentes e aumentar a robustez do sistema frente às variações ambientais. A confiabilidade obtida após a fusão demonstra que a integração das informações de múltiplos nós é uma etapa essencial para o funcionamento eficiente das Redes de Sensores Sem Fio, proporcionando maior precisão e credibilidade nas estimativas ambientais.

4.3 Pré-filtragem e Implementação da Fusão Sensorial para a Rede de Sensores Sem Fio

Nesta seção, são apresentados os resultados da fusão dos dados dos sensores da RSSF com a realização da pré-filtragem. Essa etapa visa integrar as informações de múltiplos sensores de forma ponderada, levando em conta a confiabilidade para gerar um sinal fundido mais estável e representativo.

Os gráficos apresentados nesta seção correspondem aos mesmos utilizados na Seção 4.2, diferenciando-se apenas pela aplicação prévia de filtragem nos sinais provenientes dos sensores, antes da etapa de fusão. Foi realizado o agrupamento dos gráficos da fusão sem a implementação da pré-filtragem com os que possuem filtragem para que a comparação da melhoria dos resultados fosse mais efetiva. Foram empregados os três métodos de filtragem utilizados anteriormente: Média Móvel, Wiener e Butterworth. Cada um desses métodos foi aplicado individualmente aos dados de cada tipo de sensor, e posteriormente foi realizada

a fusão. Assim, foi possível avaliar a melhoria na qualidade das curvas resultantes do processo de fusão, em comparação com aquelas obtidas sem a aplicação prévia dos métodos de filtragem.

Com base nesses resultados, foram elaborados gráficos de confiabilidade, os quais possibilitaram a comparação direta com os gráficos obtidos sem a etapa de pré-filtragem, permitindo verificar eventuais alterações na confiabilidade dos sensores após o processo de filtragem. Adicionalmente, foram calculadas métricas de desempenho temporal e estatístico, a fim de quantificar de forma objetiva qual dos métodos de filtragem apresentou melhor desempenho no contexto da análise realizada.

A Figura 29 abaixo mostra os resultados obtidos da fusão sensorial com pré-filtragem por Média Móvel, Wiener e Butterworth de 5 sensores de temperatura da rede de sensores.

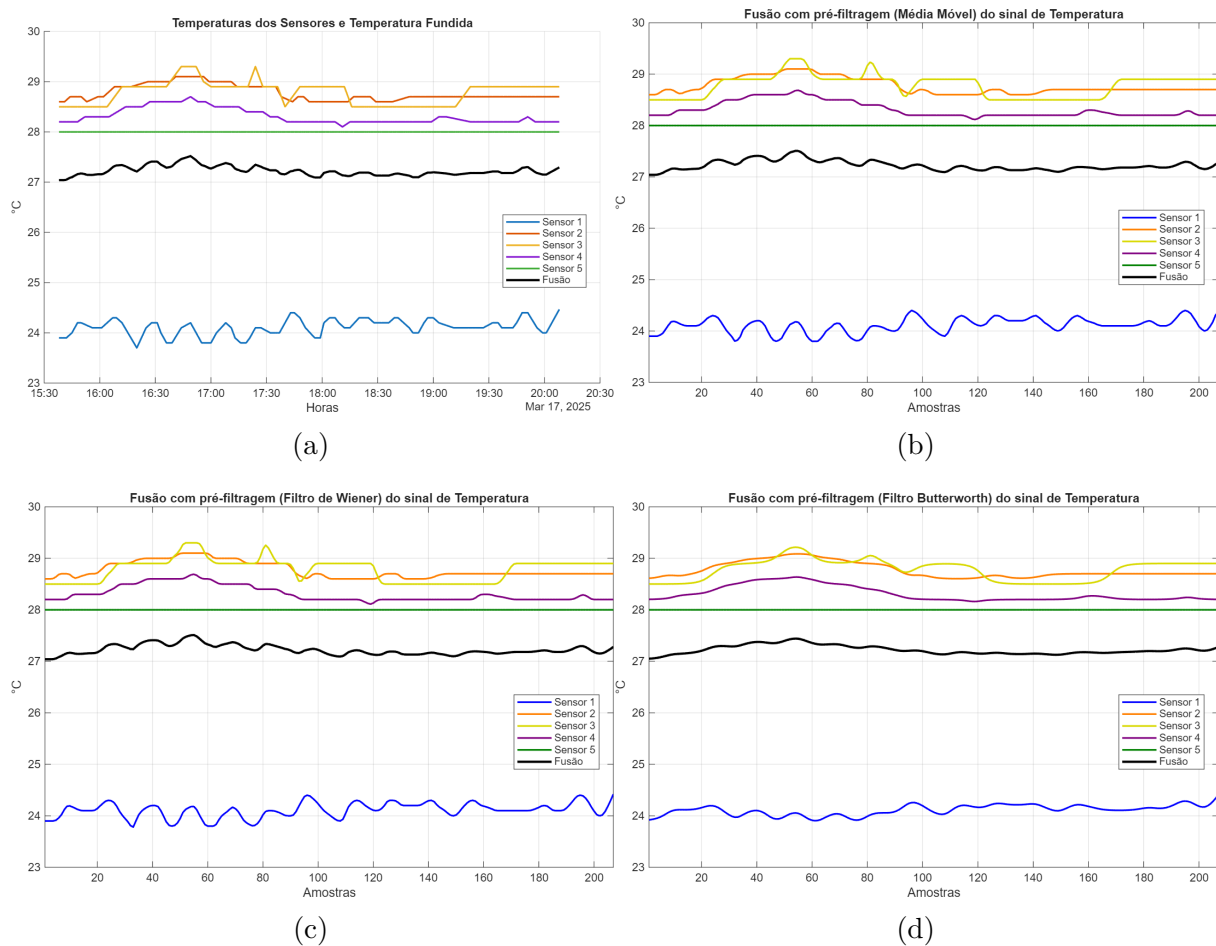


Figura 29 – Comparativo dos sinais de temperatura por sensor, após a filtragem.

Fonte: o autor (2025).

Na Figura 29(b) o sensor 1 manteve valores mais baixos (em torno de 24 °C), ainda distantes dos demais, embora com oscilações suavizadas. Os sensores 2 e 3 permaneceram no patamar superior (próximos de 29 °C), porém com redução significativa das variações rápidas e picos abruptos observados anteriormente. Já os sensores 4 e 5 mantiveram-se

praticamente inalterados, com leituras estáveis próximas de 28 °C. A curva fundida (linha preta) situou-se entre 27,1 e 27,5 °C, apresentando menor ruído em comparação ao gráfico sem pré-filtragem.

Na comparação com o gráfico original (sem filtragem), observa-se que a média móvel promoveu maior suavização. No primeiro caso, a curva fundida já apresentava centralização adequada, mas ainda era afetada por oscilações de curto prazo. Após a pré-filtragem, tais oscilações foram reduzidas, resultando em maior estabilidade. Ressalta-se que o impacto foi mais evidente nos sensores 2 e 3, que apresentavam maior ruído, enquanto os sensores 4 e 5 permaneceram praticamente inalterados devido à sua estabilidade inicial.

Constata-se, portanto, que a pré-filtragem por média móvel contribuiu para a robustez da fusão, fornecendo uma estimativa mais limpa e confiável, menos suscetível a ruídos e variações anômalas. Dessa forma, a técnica se mostra eficiente para melhorar a qualidade da informação agregada em sistemas multissensoriais.

A Figura 29(c) mostra os resultados obtidos da fusão sensorial utilizando o Filtro de Wiener como técnica de pré-filtragem de 5 sensores de temperatura da rede de sensores. Observa-se que os sensores mantiveram os mesmos padrões gerais já identificados: o sensor 1 permaneceu com valores mais baixos (24 °C), apresentando variações suaves; os sensores 2 e 3 situaram-se na faixa mais alta (29 °C), ainda com alguns picos residuais; e os sensores 4 e 5 mantiveram estabilidade em torno de 28 °C.

O Filtro de Wiener atua de forma adaptativa, considerando a variância local do sinal. Assim, promoveu atenuação de ruídos com preservação de detalhes relevantes, resultando em curvas mais suaves em comparação ao gráfico sem filtragem, mas sem a excessiva “planificação” observada na média móvel. Esse efeito foi particularmente notável nos sensores 2 e 3, originalmente mais suscetíveis a oscilações abruptas. A curva de fusão (linha preta) manteve-se entre 27,0 e 27,5 °C, apresentando menos irregularidades que na versão sem filtragem e maior realismo em relação à obtida com a média móvel.

Desta forma, o Filtro de Wiener proporcionou a fusão mais equilibrada, gerando uma estimativa central em torno de 27,3 °C: suficientemente robusta contra ruídos, mas ainda responsiva às variações reais do fenômeno. Assim, a média móvel mostra-se mais adequada para cenários em que a estabilidade seja prioritária (como monitoramento de longo prazo), ao passo que o Filtro de Wiener se apresenta como alternativa mais indicada quando há necessidade de conciliar estabilidade e sensibilidade às pequenas variações.

A Figura 29(d) mostra os resultados obtidos da fusão sensorial com pré-filtragem de 5 sensores de temperatura da rede de sensores, após a aplicação do Filtro de Butterworth. O padrão geral dos sensores manteve-se o mesmo dos gráficos anteriores: o sensor 1 registrou valores mais baixos (24 °C), os sensores 2 e 3 apresentaram os maiores valores (29 °C) e os sensores 4 e 5 mantiveram-se em torno de 28 °C, de forma estável.

Nesse caso, os sinais individuais apresentaram-se mais suavizados do que na versão sem filtragem ou com o Wiener, mas menos “achatados” que na média móvel. O filtro reduziu oscilações de alta frequência, eliminando ruídos, ao mesmo tempo em que preservou a tendência central.

A curva de fusão (linha preta) permaneceu muito estável, entre 27,1 e 27,4 °C, sendo a mais lisa entre todas as versões, praticamente sem variações rápidas. Esse resultado evidencia a eficácia do Butterworth em priorizar a suavidade da resposta.

Na comparação entre os métodos, observa-se que, sem pré-filtragem, a fusão já captava a tendência central (27,3 °C), mas sofria influência de oscilações e picos de sensores instáveis. Com a Média Móvel, obteve-se forte suavização, embora com perda de pequenas variações legítimas, favorecendo estabilidade, mas reduzindo responsividade. O Filtro de Wiener mostrou-se mais equilibrado, atenuando ruídos sem eliminar detalhes relevantes. Já o Filtro de Butterworth produziu a fusão mais limpa e estável, adequada a sistemas que exigem confiabilidade sem interferência de ruído, embora menos sensível a rápidas mudanças.

Assim, cada método apresenta vantagens específicas: a Média Móvel é indicada para cenários em que a estabilidade seja prioritária; o Wiener constitui o melhor compromisso entre suavização e preservação de variações; o Butterworth oferece suavidade absoluta, com fusão contínua e confiável; e a ausência de filtragem, embora aceitável, deixa o sistema vulnerável a ruídos.

A Figura 30 abaixo mostra o gráfico da confiabilidade relativa dos sensores de temperatura após a aplicação da pré-filtragem por Média Móvel, Wiener e Butterworth.

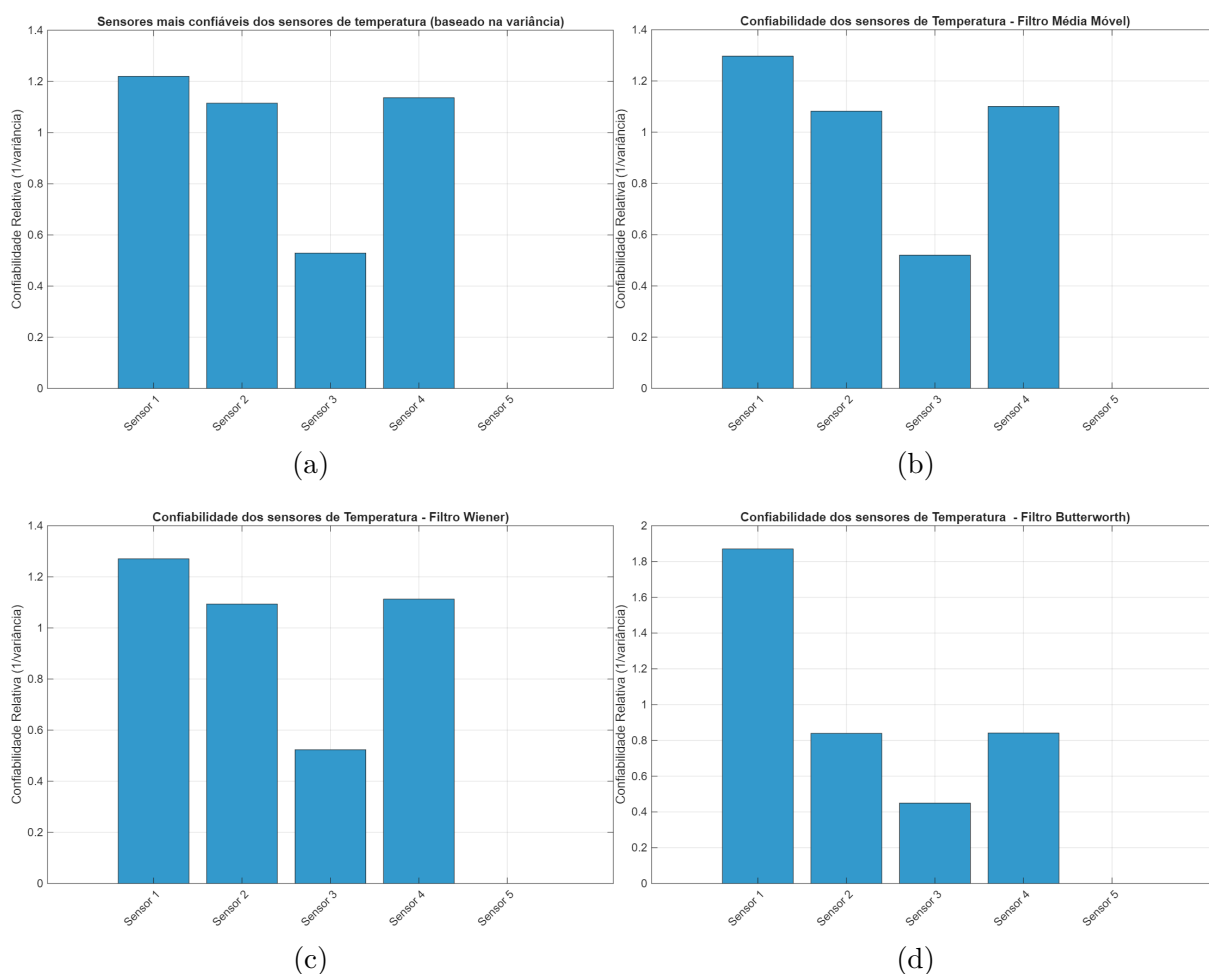


Figura 30 – Comparativo dos sinais de temperatura por sensor, após a filtragem.

Fonte: o autor (2025).

Na Figura 30(b) o sensor 1 manteve-se como o mais confiável, reforçando sua estabilidade em torno de 24 °C. O sensor 2 também preservou alta confiabilidade, registrando valores estáveis na faixa de 28–29 °C. O sensor 4 apresentou comportamento igualmente confiável, com desempenho próximo ao do sensor 2, sendo que a filtragem suavizou pequenas flutuações já pouco expressivas no sinal cru (28,5 °C).

O sensor 3, embora tenha apresentado leve melhora após a suavização de picos, manteve-se como o menos confiável, evidenciando maior variância relativa em comparação aos sensores 1, 2 e 4. Por sua vez, o sensor 5 permaneceu com contribuição nula, em razão da ausência de variação significativa em suas leituras (28 °C), o que implica variância próxima de zero e, conseqüentemente, peso irrelevante no processo de fusão.

Na comparação com o gráfico sem pré-filtragem (Figura 30(a)), nota-se que a ordem de confiabilidade dos sensores não se alterou: o sensor 1 permaneceu como o mais confiável, seguido pelos sensores 2 e 4, enquanto o sensor 3 continuou sendo o menos confiável e o sensor 5 permaneceu descartado. A principal diferença foi o reforço da confiabilidade dos

sensores estáveis (1, 2 e 4), devido à redução do impacto de pequenas oscilações após a aplicação da filtragem.

Desta forma, a utilização da Média Móvel aumentou a robustez da análise, consolidando a confiabilidade dos sensores 1, 2 e 4 como principais contribuintes para a fusão do sinal, enquanto o sensor 3 manteve baixa relevância e o sensor 5 permaneceu excluído por ausência de variabilidade informativa.

A Figura 30(c) mostra o gráfico da confiabilidade relativa dos sensores de temperatura após a aplicação do Filtro de Wiener. O sensor 1 manteve-se como o mais confiável, exibindo a maior barra do gráfico. A ação do filtro suavizou ruídos residuais, reforçando sua estabilidade e consolidando-o como principal referência para a fusão. Os sensores 2 e 4 também apresentaram confiabilidade elevada, com resultados muito próximos entre si, o que confirma a consistência de suas medições, pouco afetadas por variações após a filtragem. O sensor 3, por sua vez, apresentou confiabilidade inferior, embora não desprezível, permanecendo como o menos confiável entre os quatro ativos, mesmo com a atenuação de picos promovida pelo Wiener. O sensor 5 não contribuiu para a fusão (barra nula), o que indica ausência de variabilidade informativa ou possível falha, dado que seu sinal permaneceu constante.

Na comparação entre os diferentes cenários, observa-se que, sem pré-filtragem, o sensor 1 já se destacava como o mais confiável, seguido pelos sensores 2 e 4, enquanto o sensor 3 apresentava desempenho reduzido e o sensor 5 permanecia inativo. Com o Filtro de Wiener, o padrão geral se manteve, mas com uma distribuição mais equilibrada entre os sensores 1, 2 e 4. Além disso, o sensor 3 apresentou uma leve melhora em relação ao cenário sem filtragem, embora continue como o menos confiável.

Portanto que o Filtro de Wiener mostrou-se eficaz em reduzir variações e ruídos, mantendo os sensores 1, 2 e 4 como principais responsáveis pela fusão da temperatura. O sensor 1 permanece como o mais confiável, mas com menor diferença em relação aos sensores 2 e 4, resultando em uma fusão mais balanceada. O sensor 3 segue com confiabilidade reduzida, enquanto o sensor 5 permanece excluído da análise.

A Figura 30(d) mostra o gráfico da confiabilidade relativa dos sensores de temperatura após a aplicação do Filtro de Butterworth. O sensor 1 destacou-se fortemente, exibindo a maior confiabilidade relativa, com valor aproximadamente duas vezes superior ao dos demais. Esse resultado evidencia que o Butterworth favoreceu a suavização do seu sinal, reduzindo consideravelmente a variância e consolidando-o como principal referência no processo de fusão. Os sensores 2 e 4 mantiveram valores intermediários e muito próximos entre si, contribuindo para a fusão, porém com peso significativamente menor em relação ao sensor 1. O sensor 3 permaneceu como o menos confiável entre os ativos, ainda que com

pequena participação, enquanto o sensor 5 continuou inativo (barra nula), sem contribuição efetiva para a fusão.

Na comparação com os demais métodos, observa-se que a Média Móvel distribuiu a confiabilidade de forma mais equilibrada entre os sensores 1, 2 e 4, mantendo o sensor 3 como o menos confiável. O Filtro de Wiener apresentou comportamento semelhante, mas com leve reforço da confiabilidade do sensor 1, ainda que não tão acentuado. Já o Filtro de Butterworth diferenciou-se por atribuir predominância marcada ao sensor 1, reduzindo proporcionalmente a participação dos demais sensores.

Assim que o Filtro de Butterworth promoveu maior estabilidade ao reforçar a confiabilidade do sensor 1, tornando-o amplamente dominante no processo de fusão da temperatura. Contudo, esse resultado implica que a fusão final se tornou mais dependente de um único sensor, o que pode reduzir o balanceamento entre diferentes fontes de medição.

A Tabela 14 a seguir mostra as métricas de desempenho obtidas para uma avaliação aprofundada da eficácia de cada método.

Tabela 14 – Desempenho dos filtros na fusão do sinal de temperatura.

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	0,000047	0,0068	0,0043	71,99	72,08	$6,00 \times 10^{-8}$	0,9975
Wiener	0,000020	0,0044	0,0028	75,75	75,84	$3,00 \times 10^{-8}$	0,9990
Butterworth	0,000824	0,0287	0,0231	59,54	59,63	$1,00 \times 10^{-6}$	0,9566

Fonte: elaborado pelo autor.

De forma geral, o filtro de Wiener apresentou o melhor desempenho, com menores erros e maior relação sinal-ruído, preservando praticamente de forma perfeita o sinal original. O Média Móvel ficou muito próximo, sendo uma alternativa simples e eficiente. Por sua vez, o Butterworth, apesar de ainda apresentar bons resultados, teve erros mais elevados e menor fidelidade, indicando desempenho inferior no contexto analisado.

A Figura 31 abaixo mostra os resultados obtidos da fusão sensorial com pré-filtragem de 4 sensores de umidade da rede de sensores, após a aplicação da pré-filtragem por Média Móvel, Wiener e Butterworth, bem como a curva de fusão resultante.

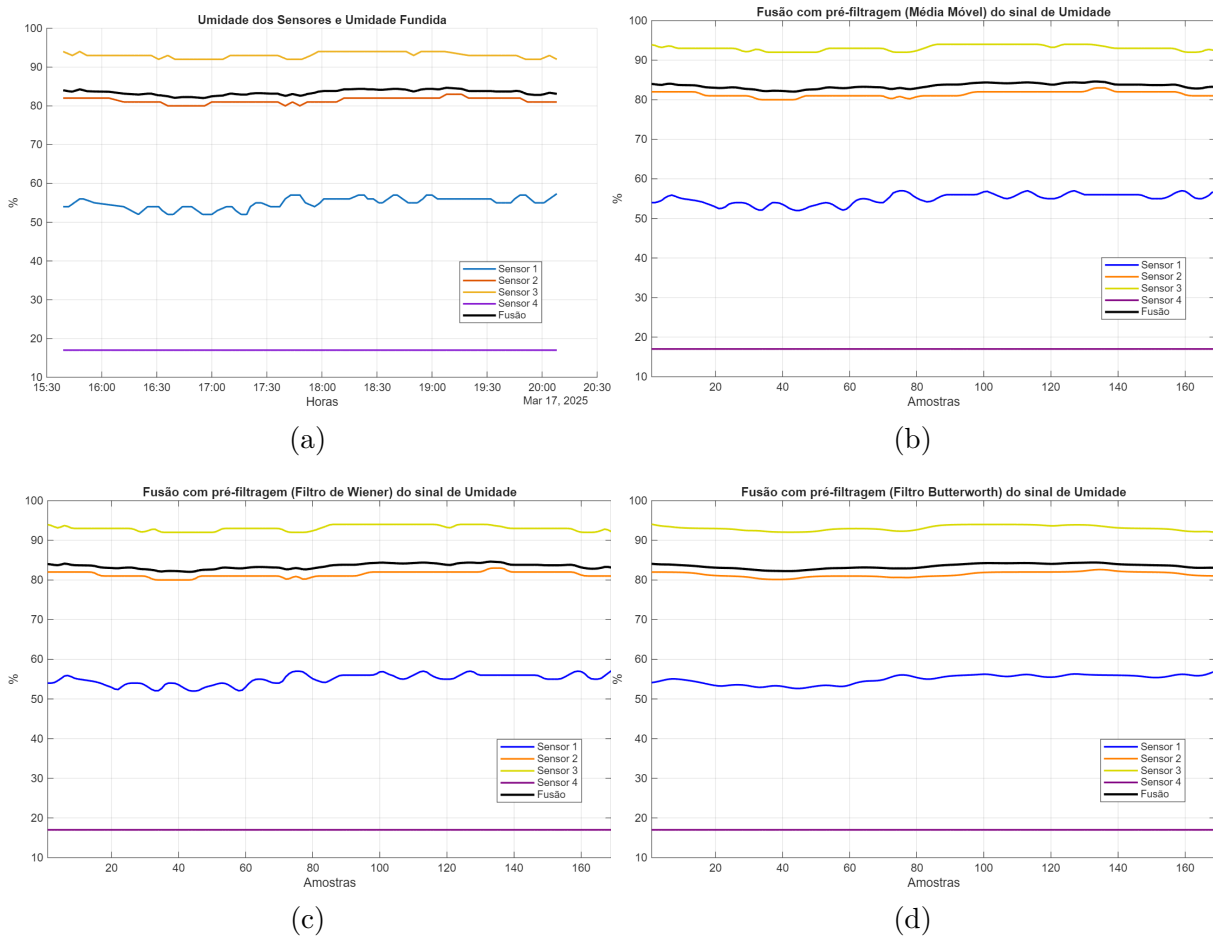


Figura 31 – Comparativo dos sinais de temperatura por sensor, após a filtragem.

Fonte: o autor (2025).

Na Figura 31(b) sensor 1 manteve-se na faixa de 53–57%, apresentando pequenas oscilações suavizadas pelo filtro. O sensor 2 permaneceu estável em torno de 80–82%, enquanto o sensor 3 continuou sendo o de maior valor, próximo de 92–94%, com baixa variação. O sensor 4, por sua vez, manteve-se fixo em aproximadamente 16%, comportamento que sugere falha.

A curva de fusão situou-se entre 82–84%, apresentando menor sensibilidade a variações rápidas e maior uniformidade em relação ao gráfico sem pré-filtragem. Observa-se, portanto, que a aplicação da média móvel contribuiu para reduzir ruídos residuais, tornando a série mais estável e contínua.

Na comparação com o gráfico sem pré-filtragem (Figura 31(a)), constata-se que a fusão já apresentava relativa estabilidade (83–85%), mas ainda refletia pequenas irregularidades provenientes das diferenças entre os sensores. Após a filtragem, essas oscilações foram atenuadas, resultando em uma curva mais lisa e uniforme. Destaca-se que os sensores discrepantes mantiveram seu comportamento: o sensor 4 permaneceu inválido

e o sensor 1 continuou destoando dos demais. Isso confirma que a pré-filtragem não corrige valores incoerentes, atuando apenas na suavização das variações.

Verifica-se que a Média Móvel tornou a fusão mais estável e robusta, praticamente contínua, reforçando sua utilidade em reduzir oscilações de curto prazo, ainda que sem corrigir inconsistências estruturais nos sensores individuais.

A Figura 31(c) mostra os resultados obtidos da fusão sensorial com pré-filtragem de 5 sensores de umidade da rede de sensores após a aplicação do Filtro de Wiener. O sensor 1 manteve-se entre 53–57%, com oscilações suavizadas, mas ainda preservadas. O sensor 2 apresentou-se estável em torno de 81–83%, enquanto o sensor 3 permaneceu como o de maior valor, entre 92–94%, com pequenas variações visíveis. O sensor 4, por sua vez, continuou fixo em aproximadamente 16%, confirmando falha.

A curva de fusão oscilou entre 83–84,5%, com suavização moderada em relação ao gráfico original. Diferentemente da Média Móvel, o Wiener preservou pequenas variações, sem “achatar” excessivamente o sinal, resultando em uma fusão mais realista por captar nuances do comportamento dos sensores.

Na comparação entre os métodos, observa-se que, sem pré-filtragem, a fusão já apresentava estabilidade (83–85%), porém refletia diretamente discrepâncias e pequenos ruídos residuais. Com o Filtro de Wiener, apresentou-se como solução intermediária, reduzindo ruídos e, ao mesmo tempo, preservando detalhes significativos dos sensores, representando de forma mais fiel a variabilidade natural do ambiente.

Compreende-se que o Filtro de Wiener, por sua vez, mostrou-se mais adequado para situações que demandam equilíbrio entre suavização e fidelidade do sinal, proporcionando robustez sem abrir mão da sensibilidade às mudanças ambientais.

A Figura 31(d) mostra os resultados obtidos da fusão sensorial com pré-filtragem de 5 sensores de umidade da rede de sensores após a aplicação do Filtro de Butterworth. O sensor 1 manteve-se na faixa de 53–56%, apresentando oscilações suavizadas. O sensor 2 permaneceu estável em torno de 80–82%, enquanto o sensor 3 continuou registrando os maiores valores (92–94%), com variações significativamente atenuadas. O sensor 4, por sua vez, permaneceu fixo em aproximadamente 16%, reforçando a hipótese de falha ou mau funcionamento.

A curva de fusão situou-se em torno de 83–84%, caracterizando-se como a mais estável entre todas as versões analisadas. O Butterworth, por priorizar a suavidade da resposta, eliminou quase completamente variações rápidas, resultando em um sinal fundido extremamente estável.

Na comparação entre os métodos, observa-se que, sem pré-filtragem, a fusão já se mantinha entre 83–85%, mas ainda refletia irregularidades devido às diferenças entre

sensores. Com a Média Móvel, houve forte suavização, quase eliminando variações, o que resultou em maior estabilidade, porém com perda de detalhes sutis. O Filtro de Wiener apresentou-se como alternativa intermediária, reduzindo ruídos sem eliminar completamente as pequenas variações, configurando-se como solução mais realista que a Média Móvel. O Filtro de Butterworth, por sua vez, produziu o resultado mais suave e limpo, fornecendo uma fusão contínua e estável, mas menos responsiva às mudanças ambientais sutis.

Assim que a Média Móvel é adequada em situações em que se prioriza a estabilidade, ainda que à custa de detalhes. O Filtro de Wiener se mostra como o melhor compromisso entre suavização e preservação da fidelidade do sinal. Já o Filtro de Butterworth é indicado em aplicações que demandam suavidade absoluta e máxima estabilidade, ainda que isso implique menor sensibilidade a variações rápidas.

A Figura 32 abaixo mostra o gráfico da confiabilidade relativa dos sensores de umidade, após a aplicação da pré-filtragem por Média Móvel, Wiener e Butterworth.

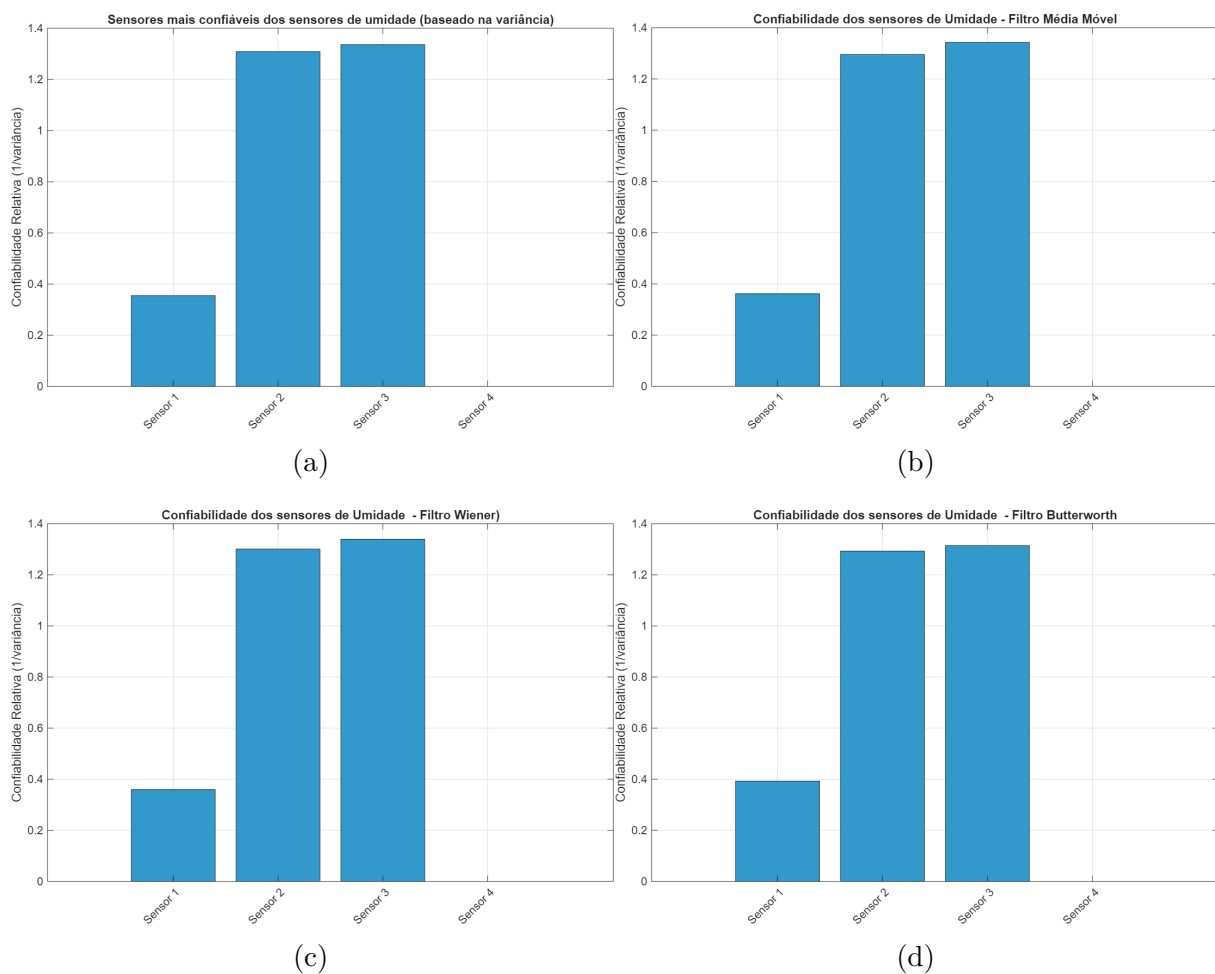


Figura 32 – Comparativo dos sinais de temperatura por sensor, após a filtragem.

Fonte: o autor (2025).

Na Figura 32(b) observa-se que o sensor 3 alcançou a maior confiabilidade relativa, tornando-se o principal sensor de referência no processo de fusão. O sensor 2 apresentou desempenho muito próximo, também com alta confiabilidade, o que evidencia que ambos dominam a fusão, fornecendo sinais consistentes e com baixa variância. O sensor 1 manteve participação secundária, com confiabilidade inferior, mas ainda contribuindo de forma complementar. O sensor 4, por sua vez, permaneceu sem relevância, com valor nulo, indicando que o filtro não foi capaz de reduzir suas inconsistências, mantendo-o descartado da fusão.

Na comparação com a fusão sem pré-filtragem, nota-se que os sensores 2 e 3 já se destacavam como os mais confiáveis. O sensor 1 manteve-se com menor influência e o sensor 4 permaneceu irrelevante, confirmando sua baixa qualidade de medição.

Desta forma, a utilização da Média Móvel reforçou a confiabilidade dos sensores 2 e 3. Os sensores 1 e 4 mantiveram baixa influência, o que demonstra que seu desempenho permanece limitado mesmo após o processo de filtragem.

A Figura 32(c) mostra o gráfico da confiabilidade relativa dos sensores de umidade após a aplicação do Filtro de Wiener. Observa-se que o sensor 3 manteve-se como o mais confiável, com maior contribuição relativa no processo de fusão, confirmando a estabilidade e consistência do seu sinal. O sensor 2 apresentou desempenho muito próximo, reforçando sua importância como fonte de dados confiável. O sensor 1 permaneceu com baixa confiabilidade, demonstrando que o filtro não foi capaz de reduzir suficientemente sua variância. O sensor 4 continuou sem relevância (valor nulo), evidenciando inconsistências que não foram corrigidas nem mesmo com a aplicação da filtragem.

Na comparação com a fusão sem pré-filtragem, observa-se que os sensores 2 e 3 já se destacavam como dominantes, embora o sensor 3 estivesse em vantagem mais acentuada. Após a aplicação do Filtro de Wiener, ambos passaram a apresentar níveis de confiabilidade praticamente equilibrados, o que indica que a filtragem contribuiu para suavizar discrepâncias e reforçar a consistência entre eles. O sensor 1 manteve baixa influência, e o sensor 4 permaneceu totalmente descartado da análise.

Verifica-se que a pré-filtragem Wiener consolidou os sensores 2 e 3 como principais responsáveis pela fusão, promovendo maior equilíbrio em suas contribuições e resultando em um sinal fundido mais robusto, ao evitar a dependência excessiva de um único sensor. Entretanto, assim como no caso da Média Móvel, os sensores 1 e 4 mantiveram baixa ou nenhuma confiabilidade, demonstrando que suas leituras não são adequadas para influenciar de forma significativa o processo de fusão.

A Figura 32(d) mostra o gráfico da confiabilidade relativa dos sensores de umidade após a aplicação do Filtro de Butterworth. Mais uma vez, o sensor 3 obteve o melhor desempenho, com a maior contribuição relativa no processo de fusão, confirmando

sua consistência mesmo após a filtragem. O sensor 2 manteve-se em nível elevado de confiabilidade, bastante próximo ao sensor 3, consolidando ambos como as principais referências para o cálculo da fusão. O sensor 1 apresentou baixa confiabilidade, com pequena participação no resultado final, reflexo de sua maior variabilidade. O sensor 4, assim como nos demais métodos, permaneceu com valor nulo, o que indica descarte de suas medições devido à baixa variância.

Na comparação com os outros filtros, observa-se que, sem pré-filtragem, o sensor 3 já se destacava como o mais confiável, seguido pelo sensor 2, enquanto o sensor 1 contribuía marginalmente e o sensor 4 era descartado. Com o Filtro de Wiener, houve maior equilíbrio entre os sensores 2 e 3, que apresentaram confiabilidade praticamente equivalente. Com a Média Móvel, manteve-se a mesma hierarquia, com leve vantagem do sensor 3 sobre o sensor 2. No Filtro de Butterworth, o padrão também se manteve, com o sensor 3 ligeiramente superior ao sensor 2, embora a diferença entre ambos tenha sido pequena, reforçando a robustez da fusão.

Compreende-se que o Filtro de Butterworth preservou a confiabilidade concentrada nos sensores 2 e 3, os quais se configuram como dominantes no processo de fusão. O sensor 1 apresentou contribuição marginal e o sensor 4 permaneceu irrelevante. Em termos comparativos, os resultados obtidos com o Butterworth mostram-se semelhantes aos do Filtro de Wiener, ainda que com discreta vantagem atribuída ao sensor 3, evidenciando a estabilidade e consistência da fusão obtida por este método.

A Tabela 15 a seguir mostra as métricas de desempenho obtidas para uma avaliação aprofundada da eficácia de cada método.

Tabela 15 – Desempenho dos filtros no sinal analisado.

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	0,0022	0,0469	0,0300	65,00	65,13	$3,20 \times 10^{-7}$	0,9976
Wiener	0,0010	0,0310	0,0198	68,61	68,74	$1,40 \times 10^{-7}$	0,9989
Butterworth	0,0182	0,1350	0,1058	55,82	55,95	$2,62 \times 10^{-6}$	0,9804

Fonte: elaborado pelo autor.

No conjunto analisado, o filtro de Wiener apresentou o melhor desempenho, com menores erros, menor variação e maior relação sinal-ruído, preservando fielmente o sinal original. O Média Móvel também obteve bons resultados, ficando próximo do Wiener e sendo uma opção mais simples. Já o Butterworth apresentou erros mais elevados e menor fidelidade, evidenciando desempenho inferior no contexto avaliado.

A Figura 33 abaixo mostra os resultados obtidos da fusão sensorial após a aplicação da pré-filtragem por Média Móvel, Wiener e Butterworth de 5 sensores de gás da rede de sensores.

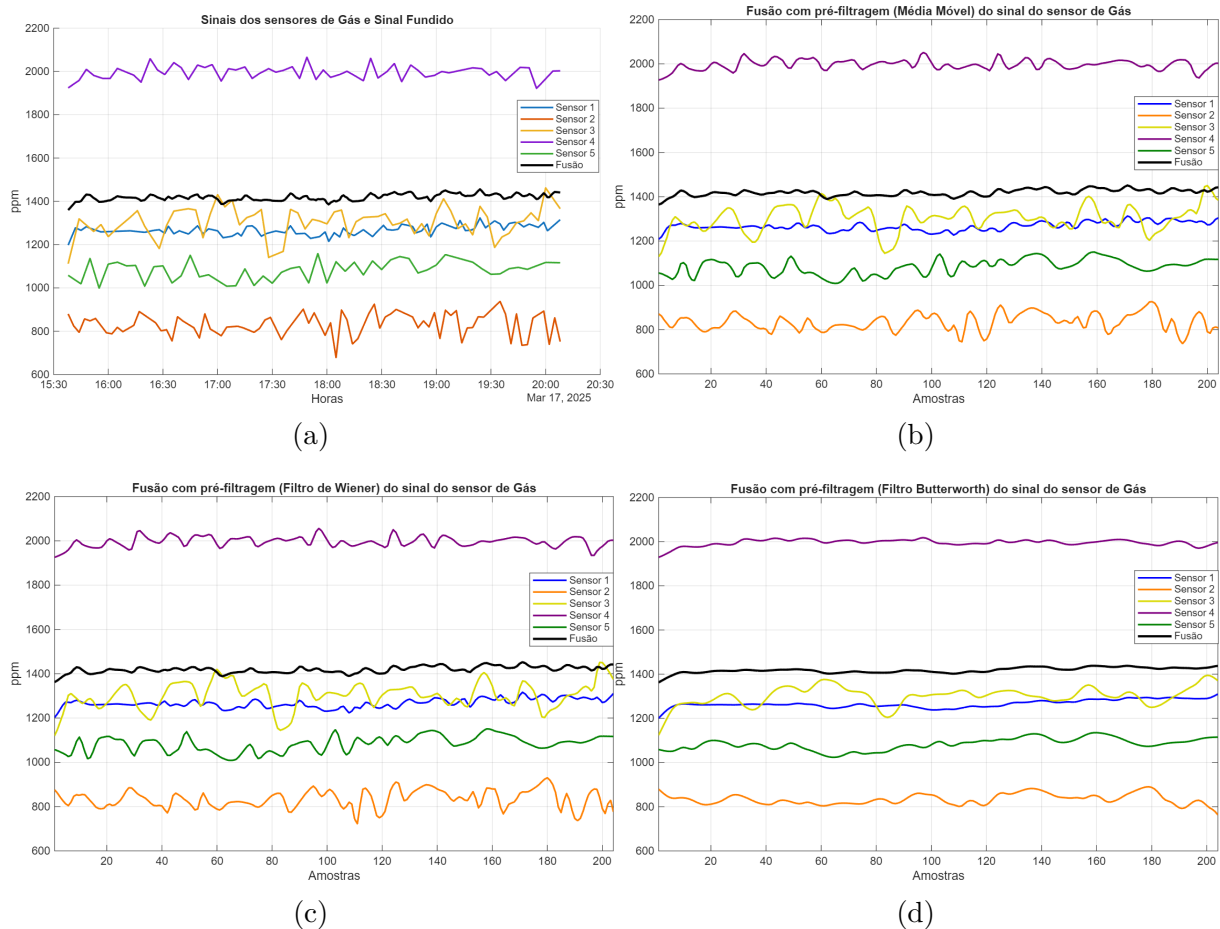


Figura 33 – Comparativo dos sinais de temperatura por sensor, após a filtragem.

Fonte: o autor (2025).

Na Figura 33(b) o sensor 1 manteve-se estável, na faixa de 1.250–1.300 ppm, apresentando oscilações suavizadas. O sensor 2 registrou os menores valores (800 ppm), com variações ainda visíveis, mas atenuadas pelo filtro. O sensor 3 continuou oscilando em torno de 1.200–1.350 ppm, embora com parte das variações bruscas reduzidas. O sensor 4 permaneceu como o mais alto (2.000 ppm), com oscilações suavizadas, enquanto o sensor 5 apresentou valores intermediários (1.000–1.100 ppm), também suavizados, mas com flutuações residuais.

A curva de fusão (linha preta) manteve-se entre 1.400–1.450 ppm, próxima ao valor já observado na fusão sem pré-filtragem. Observa-se, contudo, que o sinal fundido apresenta maior estabilidade, com menor influência dos sensores ruidosos (especialmente 2 e 3). Isso reflete a característica da Média Móvel, que promove forte suavização, preservando a tendência central do fenômeno.

O sinal fundido, que antes já se mantinha em torno de 1.420 ppm, tornou-se mais liso e uniforme, menos suscetível a ruídos residuais. Ressalta-se que os sensores extremos (2 e 4) continuam destoando do grupo, mas sua influência sobre o processo de fusão passou a ser mais controlada.

Pode-se afirmar que a aplicação da Média Móvel tornou a fusão mais estável e robusta, reduzindo o impacto de sensores instáveis e ruidosos. Contudo, esse método pode ocasionar o “achatamento” de picos legítimos, o que pode comprometer a detecção de variações rápidas na concentração de gás, sendo mais adequado para cenários em que a estabilidade é prioritária em relação à sensibilidade.

A Figura 33(c) mostra os resultados obtidos da fusão sensorial com pré-filtragem de 5 sensores de gás da rede de sensores após a aplicação do Filtro de Wiener. Observa-se que o sensor 1 manteve-se estável, entre 1.250–1.300 ppm, com pequenas oscilações preservadas. O sensor 2 permaneceu como o de menor valor (800 ppm), mas com redução parcial das irregularidades em seus picos negativos. O sensor 3 continuou apresentando oscilações significativas (1.200–1.350 ppm), suavizadas de forma adaptativa pelo filtro. O sensor 4 manteve-se como o mais elevado (2.000 ppm), praticamente inalterado, enquanto o sensor 5 registrou valores intermediários (1.000–1.100 ppm), com atenuação dos ruídos.

A curva de fusão (linha preta) permaneceu entre 1.400–1.450 ppm, semelhante aos demais casos. Entretanto, diferentemente da Média Móvel, o Wiener preservou melhor as variações sutis do sinal, evitando um “achatamento” excessivo. O resultado foi um sinal fundido mais estável que no cenário sem filtragem, mas mais realista e representativo que na aplicação da Média Móvel.

Na comparação entre os métodos, observa-se que, sem pré-filtragem, a fusão já centralizava os valores (1.420 ppm), porém com irregularidades perceptíveis decorrentes da influência de sensores ruidosos, especialmente 2 e 3. Com o Filtro de Wiener, obteve-se um equilíbrio: reduziu ruídos de sensores instáveis, preservando, contudo, flutuações relevantes, o que conferiu maior robustez ao resultado.

Nota-se que o Filtro de Wiener se apresenta como uma solução intermediária e equilibrada, eliminando boa parte do ruído sem comprometer a representatividade do sinal. Dessa forma, sua aplicação resulta em uma fusão confiável e realista, adequada para cenários em que se busca compromisso entre estabilidade e sensibilidade às variações ambientais.

A Figura 33(d) mostra os resultados obtidos da fusão sensorial com pré-filtragem de 5 sensores de gás da rede de sensores após a aplicação do filtro de Butterworth. O sensor 1 manteve-se estável em torno de 1.250–1.300 ppm, com sinal suavizado e sem picos bruscos. O sensor 2 permaneceu como o de menor valor (800 ppm), mas com oscilações bastante reduzidas. O sensor 3 continuou na faixa de 1.200–1.350 ppm, apresentando oscilações

suavizadas e sem variações abruptas. O sensor 4 seguiu como o mais elevado (2.000 ppm), destacando-se pela estabilidade após a filtragem, enquanto o sensor 5 registrou valores intermediários (1.000–1.100 ppm), também suavizados.

A curva de fusão (linha preta) manteve-se entre 1.400–1.450 ppm, praticamente constante, caracterizando-se como a mais estável entre todas as versões analisadas. Esse resultado reflete o efeito do Filtro de Butterworth, que prioriza a suavidade do sinal e elimina variações de alta frequência, resultando em uma fusão extremamente estável e ideal para aplicações em que não se admite influência de ruídos.

Na comparação entre os métodos, observa-se que a fusão sem pré-filtragem já era aceitável, mas ainda vulnerável a ruídos e irregularidades provenientes de sensores instáveis, especialmente os sensores 2 e 3. A aplicação da Média Móvel proporcionou boa suavização, mas ao custo de “achatamento” das variações legítimas, resultando em menor sensibilidade a mudanças rápidas. O Filtro de Wiener apresentou-se como solução intermediária, equilibrando a redução de ruídos com a preservação de flutuações reais, configurando-se como abordagem mais realista e robusta. Por fim, o Filtro de Butterworth produziu o sinal mais suave e estável, eliminando praticamente todas as oscilações rápidas, embora com o risco de mascarar pequenas variações ambientais devido ao caráter mais agressivo de sua filtragem.

Observa-se que cada técnica possui vantagens específicas: a Média Móvel é adequada pela simplicidade e capacidade de reduzir ruídos, ainda que comprometa a sensibilidade; o Filtro de Wiener oferece melhor compromisso entre suavização e preservação das variações reais; o Filtro de Butterworth se destaca pela estabilidade absoluta, entregando um sinal limpo e robusto, mas menos responsivo a mudanças rápidas; enquanto a fusão sem filtragem permanece útil como referência inicial, ainda que sujeita a ruídos.

A Figura 34 abaixo mostra o gráfico do índice de confiabilidade relativa dos sensores de gás após a aplicação da pré-filtragem por Média Móvel, Wiener e Butterworth.

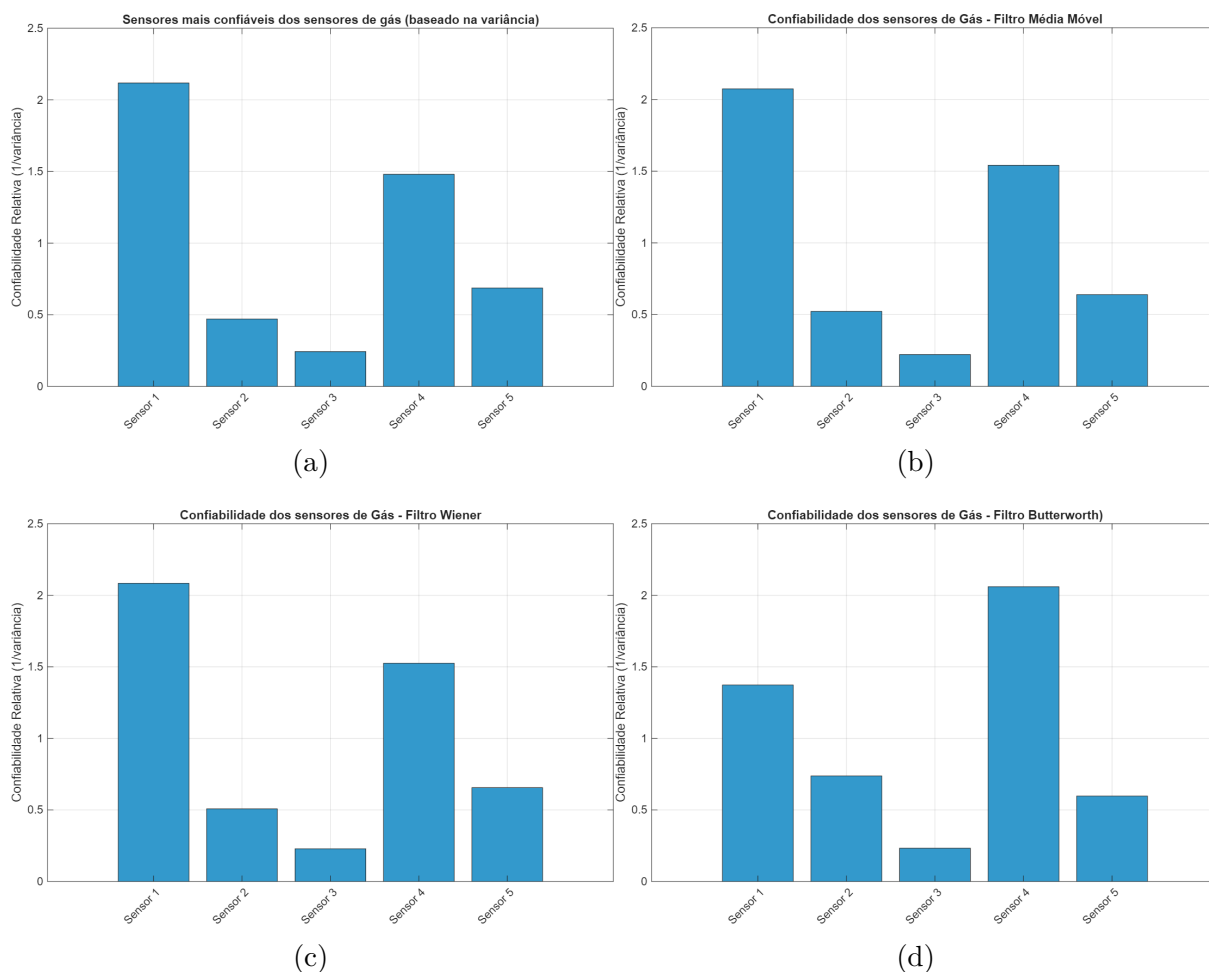


Figura 34 – Comparativo dos sinais de temperatura por sensor, após a filtragem.

Fonte: o autor (2025).

Na Figura 34(b) observa-se que o sensor 1 obteve o melhor desempenho, configurando-se como o mais confiável e a principal referência para o processo de fusão, em razão de suas leituras mais estáveis e com menor variabilidade. O sensor 4 também apresentou relevância elevada, ainda que em menor grau, evidenciando consistência razoável mesmo com algumas flutuações. O sensor 5 demonstrou contribuição moderada, atuando como apoio secundário na fusão. Já o sensor 2 apresentou baixa confiabilidade, com impacto limitado no resultado final, enquanto o sensor 3 destacou-se como o menos confiável, devido à elevada variabilidade de suas medições.

Na comparação com o gráfico sem pré-filtragem, verifica-se que o sensor 1 já figurava como o mais confiável, porém com vantagem menos acentuada. Com a aplicação da Média Móvel, sua confiabilidade foi reforçada, consolidando-o como principal referência da fusão. O sensor 4 também manteve relevância em ambos os cenários, aparecendo inclusive mais fortalecido após a filtragem. O sensor 3, por sua vez, permaneceu como o sensor mais instável e de menor contribuição em ambos os casos.

Constata-se que a Média Móvel contribuiu para melhorar a confiabilidade geral do conjunto de sensores de gás, ao suavizar parte do ruído presente nas medições. Dessa forma, o sensor 1 consolidou-se como o mais confiável, seguido pelo sensor 4, enquanto o sensor 3 manteve baixa relevância no processo de fusão.

Na Figura 34(c) mostra o gráfico da confiabilidade relativa dos sensores de gás após a aplicação do Filtro de Wiener. Observa-se que o sensor 1 manteve-se como o mais confiável, com a maior contribuição relativa para a fusão, confirmando sua estabilidade e baixa variância mesmo após a filtragem. O sensor 4 também se destacou, consolidando-se como um dos mais relevantes no processo de fusão, enquanto o sensor 5 apresentou contribuição moderada, atuando como apoio secundário. Já o sensor 2 manteve baixa confiabilidade, exercendo influência limitada, e o sensor 3 continuou sendo o menos confiável, devido à elevada variabilidade de suas leituras.

A principal diferença observada em relação à média móvel foi que, com a aplicação do Wiener, houve maior equilíbrio entre os sensores intermediários (2, 4 e 5), indicando que o filtro reduziu parte do ruído sem modificar de forma significativa a hierarquia de confiabilidade. O sensor 1 permaneceu dominante em ambas as abordagens, reforçando sua robustez independentemente do método de filtragem utilizado.

Verifica-se que o Filtro de Wiener manteve a superioridade do sensor 1, seguido pelo sensor 4, ao mesmo tempo em que suavizou parcialmente a contribuição dos demais sensores. O sensor 3 permaneceu como o mais instável, demonstrando a necessidade de cautela em sua utilização no processo de fusão.

Na Figura 34(d) mostra o gráfico da confiabilidade relativa dos sensores de gás após a aplicação do Filtro de Butterworth. O sensor 4 destacou-se como o mais confiável, com a maior contribuição relativa no processo de fusão. Esse resultado indica que o Butterworth foi eficaz em reduzir o ruído associado a esse sensor, tornando-o a principal referência na fusão. O sensor 1 manteve alta confiabilidade, embora em nível inferior ao observado nas análises anteriores com a Média Móvel e o Wiener, nas quais figurava como o sensor dominante. Os sensores 2 e 5 apresentaram confiabilidade moderada, atuando como apoio secundário, enquanto o sensor 3 permaneceu como o menos confiável, refletindo sua elevada variabilidade.

Na comparação com os demais filtros, observa-se que, com a Média Móvel, o sensor 1 liderava, seguido pelo sensor 4. Com o Filtro de Wiener, o sensor 1 manteve-se como principal, com o sensor 4 em segundo lugar. Já com o Butterworth, houve uma inversão: o sensor 4 assumiu a liderança em confiabilidade, superando o sensor 1. Esse comportamento evidencia que o Butterworth realçou a estabilidade do sensor 4, provavelmente em razão de sua capacidade de atenuar de forma mais eficiente as flutuações de alta frequência.

Compreende-se que a aplicação do Filtro de Butterworth modificou a hierarquia de confiabilidade entre os sensores de CO₂, colocando o sensor 4 como principal responsável pela fusão, seguido pelo sensor 1. Os sensores 2 e 5 mantiveram participação secundária, e o sensor 3 continuou como o menos confiável. Esse resultado demonstra que a escolha do filtro influencia diretamente o peso relativo de cada sensor na fusão, sendo o Butterworth particularmente eficaz em destacar sensores cuja instabilidade se deve a ruídos de alta frequência.

A Tabela 16 a seguir mostra as métricas de desempenho obtidas para uma avaliação aprofundada da eficácia de cada método.

Tabela 16 – Desempenho dos filtros na fusão do sinal de gás.

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	9,70	3,11	2,30	53,17	53,40	$4,82 \times 10^{-6}$	0,9807
Wiener	4,28	2,07	1,53	56,72	56,95	$2,13 \times 10^{-6}$	0,9918
Butterworth	59,90	7,74	6,15	45,26	45,49	$3,00 \times 10^{-5}$	0,8684

Fonte: elaborado pelo autor.

Na fusão do sinal de gás, o filtro de Wiener apresentou o melhor desempenho, com menores erros, menor variação e maior relação sinal-ruído, além de alta correlação com o sinal de referência. O Média Móvel teve desempenho intermediário, mantendo bons resultados, mas inferiores ao Wiener em todas as métricas. Já o Butterworth apresentou os piores índices, com erros elevados, menor fidelidade e queda significativa na relação sinal-ruído.

A Figura 35 abaixo mostra os resultados obtidos da fusão sensorial com pré-filtragem de 5 sensores de luminosidade da rede de sensores após a aplicação da pré-filtragem por Média Móvel, Wiener e Butterworth.

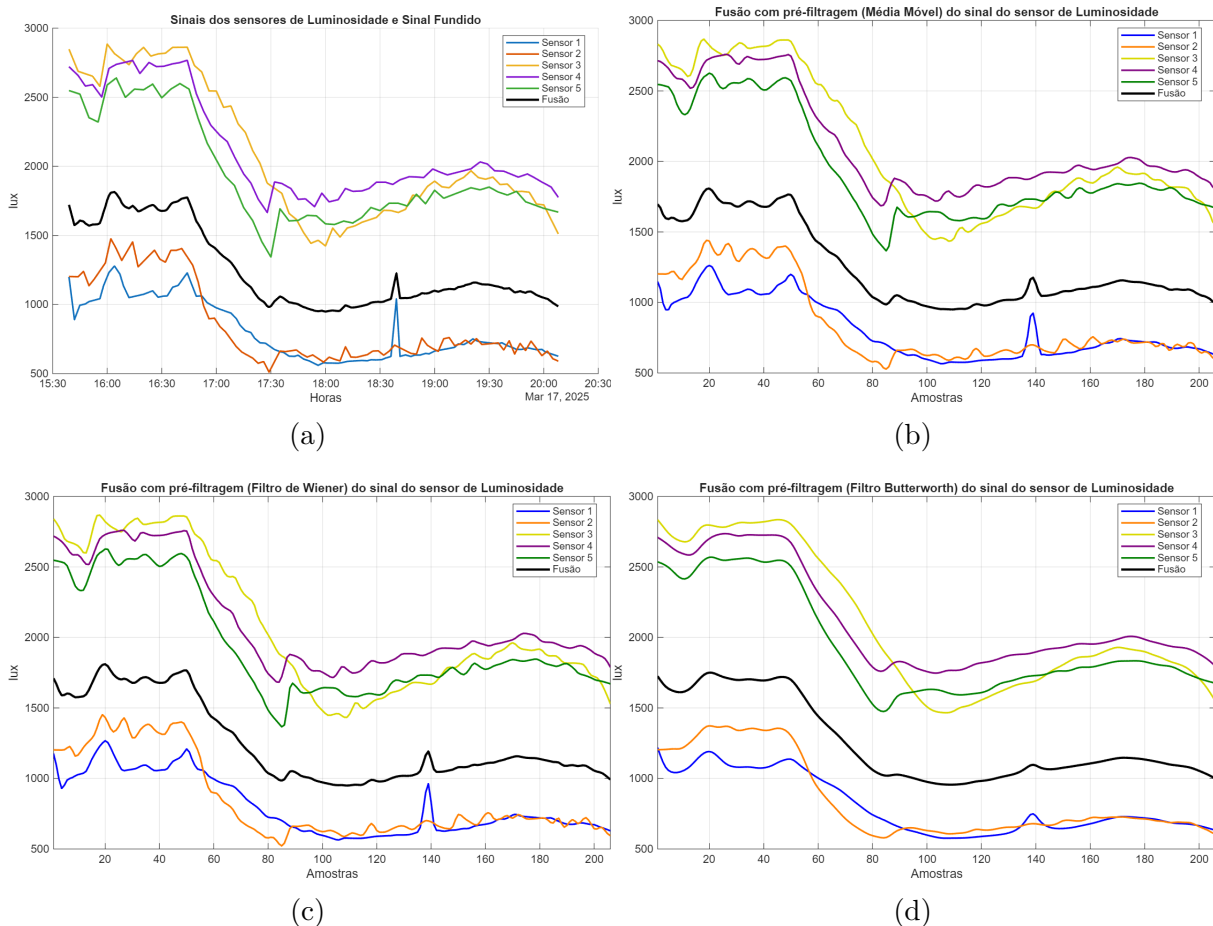


Figura 35 – Comparativo dos sinais de temperatura por sensor, após a filtragem.

Fonte: o autor (2025).

Na Figura 35(b) os sensores 1 e 2 registraram valores mais baixos, variando entre 500 e 1.500 lux, com oscilações suavizadas, embora ainda perceptíveis, incluindo picos isolados (como em torno da amostra 140). Já os sensores 3, 4 e 5 apresentaram valores mais elevados, próximos de 2.500 lux no início da série, caindo para aproximadamente 1.500 lux após a amostra 80. O filtro suavizou tanto a descida quanto a posterior recuperação, mantendo a tendência geral, porém com curvas mais limpas e menos abruptas. A queda acentuada observada entre as amostras 70–90, possivelmente associada à redução de luz natural, manteve-se evidente, embora representada de forma mais suave.

A curva de fusão (linha preta) permaneceu entre 1.600 e 1.000 lux, acompanhando a média dos sensores. O sinal resultante apresentou maior estabilidade e menor influência de ruídos em comparação ao gráfico sem pré-filtragem. Ressalta-se que o pico em torno da amostra 140 ainda se manteve, porém com atenuação mais acentuada.

Na comparação com o gráfico sem pré-filtragem, verifica-se que, no cenário original, as curvas dos sensores eram mais irregulares, especialmente as dos sensores 1 e 2, que apresentavam picos frequentes. Após a aplicação da Média Móvel, essas irregularidades

foram suavizadas, tornando as curvas mais contínuas, embora algumas variações legítimas tenham sido atenuadas. A fusão, que antes já captava a tendência central (1.200–1.500 lux), apresentava oscilações mais perceptíveis. Com a pré-filtragem, a curva tornou-se mais lisa e robusta, menos suscetível a ruídos locais.

Nota-se que a aplicação da Média Móvel proporcionou maior estabilidade ao sinal de fusão de luminosidade, reduzindo o impacto de flutuações abruptas e picos anômalos. Contudo, como limitação, destaca-se o efeito de “achatamento” característico deste método, que reduz a sensibilidade a mudanças rápidas de luminosidade.

A Figura 35(c) mostra os resultados obtidos da fusão sensorial com pré-filtragem de 5 sensores de luminosidade da rede de sensores após a aplicação do Filtro de Wiener. Os sensores 1 e 2 registraram valores mais baixos (500–1.500 lux), apresentando oscilações suavizadas em relação ao gráfico sem filtragem, ainda que com pequenas variações residuais. Os sensores 3, 4 e 5 permaneceram com valores mais elevados (aproximadamente 2.500 lux no início, decaindo para cerca de 1.500 lux após a amostra 90), mas com redução significativa das variações bruscas. A transição ocorrida entre as amostras 70 e 90, provavelmente relacionada à diminuição da luz natural, tornou-se mais suave e com menor presença de picos isolados.

A curva de fusão (linha preta) manteve-se entre 1.600 e 1.000 lux, acompanhando a tendência central. Em comparação ao cenário sem pré-filtragem, a fusão mostrou-se mais estável, embora preservando pequenas variações, diferentemente do comportamento observado com a Média Móvel, que aplainou o sinal de maneira mais acentuada. Ressalta-se ainda que o pico em torno da amostra 140 permaneceu visível, porém com intensidade reduzida.

Na comparação com o gráfico sem pré-filtragem, nota-se que os sensores individuais apresentavam curvas mais irregulares e com picos abruptos. Após a aplicação do Filtro de Wiener, essas oscilações foram suavizadas, mas os detalhes reais do fenômeno foram preservados. A fusão, que antes já captava a tendência geral (1.200–1.500 lux), apresentava ruídos e instabilidades, enquanto agora se apresenta mais suave e robusta, mantendo a responsividade às variações ambientais. As transições naturais de luminosidade, queda entre as amostras 70–90 e a recuperação parcial entre 150–180, foram representadas de forma mais limpa e fiel.

Constata-se que a aplicação do Filtro de Wiener resultou em uma fusão mais confiável e equilibrada do sinal de luminosidade, eliminando ruídos excessivos sem comprometer a fidelidade das variações reais. Em comparação com os demais métodos, mostra-se superior à condição sem filtragem e mais responsivo que a Média Móvel, configurando-se como uma abordagem eficaz para manter tanto a estabilidade quanto a sensibilidade às mudanças ambientais.

A Figura 35(d) mostra os resultados obtidos da fusão sensorial com pré-filtragem do Filtro de Butterworth de 5 sensores de luminosidade da rede de sensores. Observa-se que as curvas foram significativamente suavizadas, em especial as dos sensores 3, 4 e 5, que operam na faixa mais alta de intensidade luminosa. Os sensores 1 e 2, correspondentes à faixa mais baixa, também se tornaram mais estáveis, com redução das oscilações bruscas. A transição de alta para baixa luminosidade (entre as amostras 60 e 90) foi representada de forma mais limpa e contínua, sem degraus abruptos.

A curva de fusão (linha preta) manteve-se no intervalo de 1.700 lux no início a aproximadamente 1.000 lux após a queda, apresentando trajetória suave e contínua. Em comparação ao sinal não filtrado, a fusão mostra-se muito mais estável e livre de ruídos rápidos, preservando, entretanto, a tendência geral do fenômeno. Ressalta-se que picos isolados, como o registrado em torno da amostra 140 (visível sem filtragem e mesmo com Wiener), foram praticamente eliminados.

Na comparação entre os métodos, verifica-se que, sem pré-filtragem, os sensores e a fusão apresentavam ruídos perceptíveis e picos, refletindo a média, mas com instabilidades. A Média Móvel proporcionou boa suavização, mas achatou excessivamente algumas variações rápidas, tornando a fusão estável, porém com transições mais lentas. O Filtro de Wiener representou o melhor compromisso, reduzindo ruídos, mas preservando detalhes importantes das variações ambientais, resultando em fusão fiel à tendência central e sem rigidez excessiva. Já o Filtro de Butterworth apresentou o comportamento mais estável e contínuo, entregando curvas extremamente suaves e uma fusão robusta, embora com sacrifício de pequenas oscilações que poderiam ser relevantes para análises mais detalhadas.

Observa-se que o Filtro de Butterworth é particularmente indicado em aplicações que priorizam a estabilidade e a filtragem de ruído, ainda que isso implique perda de detalhes sutis das variações ambientais. Assim, enquanto o gráfico sem pré-filtragem evidencia melhor a variabilidade real do fenômeno, e o Wiener representa um equilíbrio entre suavidade e fidelidade, o Butterworth fornece o sinal mais limpo e confiável, adequado a sistemas que não podem ser influenciados por oscilações rápidas e indesejadas.

A Figura 36 abaixo mostra o gráfico da confiabilidade relativa dos sensores de luminosidade após a aplicação da pré-filtragem por Média Móvel, Wiener e Butterworth.

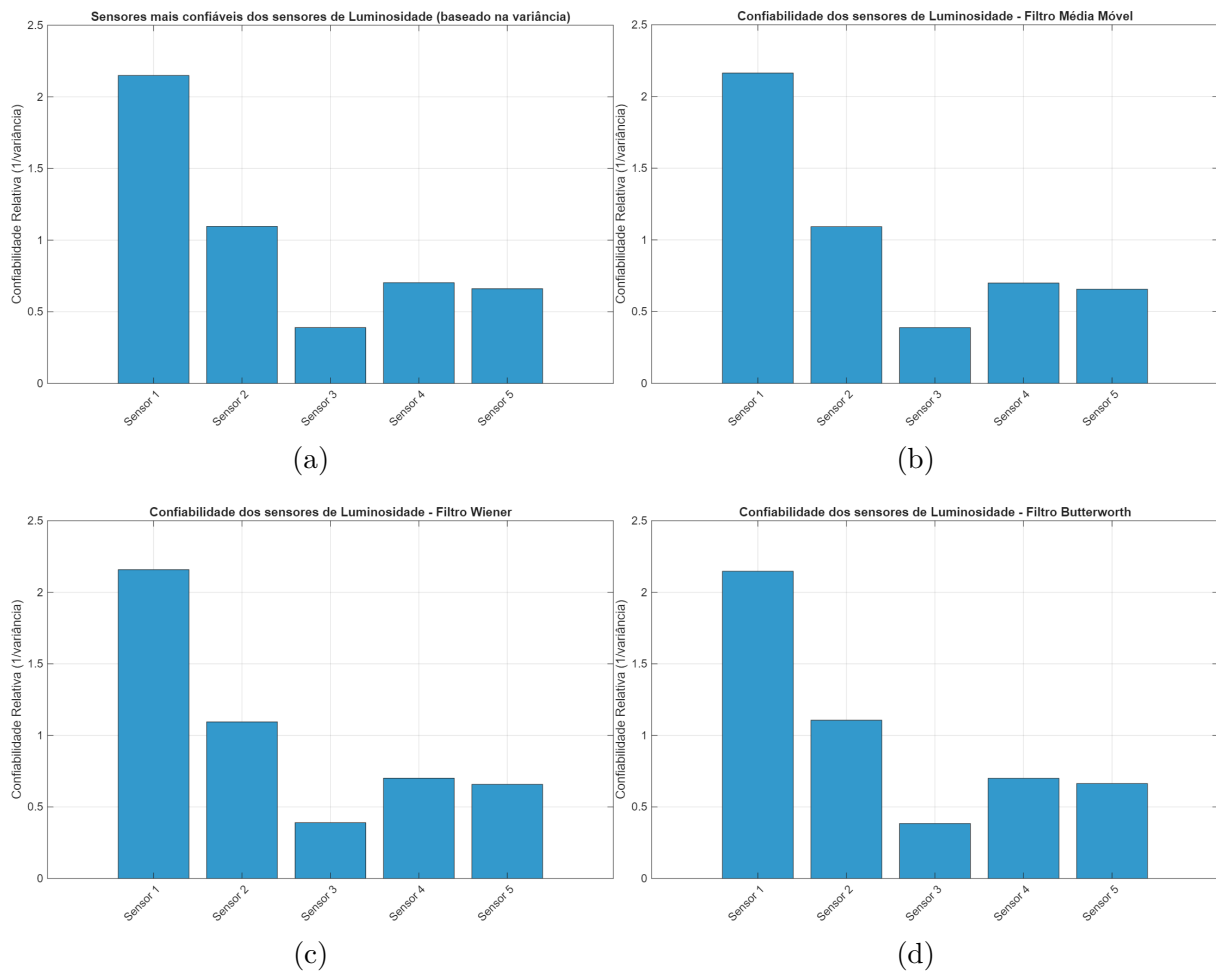


Figura 36 – Comparativo dos sinais de temperatura por sensor, após a filtragem.

Fonte: o autor (2025).

Na Figura 36(b) o sensor 1 destacou-se de forma significativa, apresentando a maior confiabilidade relativa, o que indica maior estabilidade e baixa variância em suas medições. O sensor 2 também apresentou bom desempenho, configurando-se como o segundo mais importante para a fusão, embora em patamar inferior ao sensor 1. Os sensores 4 e 5 registraram confiabilidade intermediária e bastante próxima entre si, o que demonstra contribuição consistente, mas menos estável em relação aos dois primeiros. O sensor 3, por sua vez, permaneceu como o menos confiável, reflexo da maior variabilidade em seus dados, mesmo após a filtragem.

Observa-se que o sensor 1 já apresentava comportamento mais regular, ainda que com valores absolutos de luminosidade inferiores, o que justifica sua maior confiabilidade após a filtragem. O sensor 2 também demonstrava boa consistência, reforçando sua posição como o segundo mais confiável. Os sensores 4 e 5 acompanharam variações semelhantes, o que se reflete em suas confiabilidades intermediárias. O sensor 3, que apresentava oscilações mais evidentes, confirmou-se como o menos confiável, com reduzida influência no processo de fusão.

Nota-se que a aplicação da Média Móvel consolidou o sensor 1 como a principal referência para a fusão do sinal de luminosidade, seguido pelo sensor 2. Os sensores 4 e 5 atuaram como apoio complementar, enquanto o sensor 3 manteve baixa relevância, reforçando a necessidade de cautela na sua utilização.

Na Figura 36(c) mostra o gráfico da confiabilidade relativa dos sensores de luminosidade após a aplicação do Filtro de Wiener. Observa-se que o sensor 1 manteve-se como o mais confiável, com valor significativamente superior aos demais. Esse resultado confirma sua baixa variabilidade e elevada estabilidade, consolidando-o como referência central no processo de fusão. O sensor 2 apresentou a segunda maior confiabilidade, embora com diferença expressiva em relação ao sensor 1, demonstrando relevância na fusão, mas sem assumir papel dominante. Os sensores 4 e 5 exibiram confiabilidade intermediária e valores próximos entre si, o que evidencia contribuição complementar, embora ainda com variância superior aos dois primeiros sensores. Por fim, o sensor 3 permaneceu como o menos confiável, refletindo elevada variabilidade mesmo após a filtragem.

Observa-se que o comportamento dos sensores manteve-se consistente. O sensor 1 já se destacava pela estabilidade e confiabilidade, posição que se confirma como líder absoluto nesta análise. O sensor 2 manteve-se como secundário, estável e regular. Os sensores 4 e 5 continuaram a apresentar comportamento intermediário, com oscilações atenuadas pelo filtro, enquanto o sensor 3, que anteriormente demonstrava comportamento instável e ruidoso, manteve-se como o de menor confiabilidade.

Compreende-se que a aplicação do Filtro de Wiener preservou a hierarquia de confiabilidade já observada em análises anteriores: o sensor 1 consolidou-se como o mais confiável, seguido pelo sensor 2, enquanto os sensores 4 e 5 tiveram papel complementar e o sensor 3 permaneceu como o menos relevante para o processo de fusão.

Na Figura 36(d) mostra o gráfico da confiabilidade relativa dos sensores de luminosidade. A análise de confiabilidade dos sensores após a aplicação do Filtro de Butterworth evidencia que o sensor 1 obteve o melhor desempenho, apresentando a maior contribuição relativa e destacando-se com valor significativamente superior aos demais. Isso confirma sua baixa variância e reforça sua posição como principal referência para a fusão.

O sensor 2 ocupa a segunda posição em termos de confiabilidade, apresentando estabilidade consistente, ainda que em patamar inferior ao sensor 1. Os sensores 4 e 5 situam-se em uma faixa intermediária, com desempenhos próximos entre si. Embora tenham apresentado oscilações suavizadas pelo Butterworth, não atingiram o mesmo nível de consistência observado nos sensores 1 e 2. Já o sensor 3 manteve-se como o menos confiável, registrando maior variabilidade, mesmo após a filtragem.

Ao relacionar os resultados obtidos com o gráfico da série temporal da luminosidade, observa-se que o sensor 1 já se destacava pela estabilidade, característica reforçada após a aplicação do filtro Butterworth. Esse sensor manteve baixa variabilidade e apresentou comportamento consistente ao longo de toda a série temporal, consolidando-se como a principal referência para o processo de fusão.

O sensor 2 também apresentou desempenho regular e confiável, confirmando sua posição intermediária e contribuindo de forma significativa para a estabilidade geral do sinal fundido. Os sensores 4 e 5 tiveram suas oscilações suavizadas pelo filtro, o que reduziu parte das variações abruptas, embora sem eliminá-las completamente. Essa característica explica a posição secundária desses sensores em termos de confiabilidade. Por outro lado, o sensor 3 manteve um comportamento errático e irregular, com maior dispersão em relação aos demais, evidenciando sua fragilidade e a necessidade de cautela na interpretação de seus dados.

Dessa forma, a aplicação do filtro Butterworth confirmou a hierarquia observada nos demais métodos de pré-filtragem: o sensor 1 permanece como o mais confiável e dominante, seguido pelo sensor 2, que atua como complemento estável; os sensores 4 e 5 apresentam contribuições moderadas; e o sensor 3 continua sendo o menos confiável do conjunto.

A Tabela 17 a seguir mostra as métricas de desempenho obtidas para uma avaliação aprofundada da eficácia de cada método.

Tabela 17 – Desempenho dos filtros na fusão do sinal de luminosidade.

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	37,99	6,16	3,23	46,36	49,38	$2,30 \times 10^{-5}$	0,9998
Wiener	15,97	4,00	2,11	50,12	53,14	$1,00 \times 10^{-5}$	0,9999
Butterworth	502,02	22,41	14,25	35,15	38,17	$3,05 \times 10^{-4}$	0,9969

Fonte: elaborado pelo autor.

Na fusão do sinal de luminosidade, o filtro de Wiener apresentou o melhor desempenho, com menores erros, menor variação e maior relação sinal-ruído. O Média Móvel obteve resultados intermediários, mantendo alta correlação, mas com erros e SNR inferiores ao Wiener. Já o Butterworth apresentou desempenho significativamente inferior, com erros muito elevados e menor relação sinal-ruído.

De forma geral, os resultados da fusão indicam aumento significativo da consistência e confiabilidade dos sinais integrados, sobretudo quando precedidos pela aplicação dos filtros estudados. O método de Wiener novamente se destacou por fornecer as entradas mais estáveis e coerentes para o processo de fusão, resultando em sinais fundidos com menor dispersão e maior representação do sinal medido pelos nós.

Verifica-se que a pré-filtragem adequada eleva a qualidade estatística da fusão, reduzindo a propagação de erros e melhorando a robustez do sistema frente a variações ambientais. A confiabilidade obtida após a fusão comprova que o tratamento prévio dos sinais é uma etapa indispensável para a integração eficaz de dados em Redes de Sensores Sem Fio, contribuindo diretamente para a precisão e credibilidade das estimativas ambientais.

5 Conclusão

Este trabalho aplicou métodos de processamento de sinais com filtros para a melhoria de métodos de fusão de sinais de sensores com medição direta e indireta para monitorar a qualidade da água e do ar em um ambiente interno de estudo com base em normas internacionais e nacionais. Guias de qualidade da água e do ar da OMS e Normas ISO. Resoluções CONAMA nº 357/2005 (Conselho Nacional do Meio Ambiente) (AMBIENTE, 2005), pela Portaria GM/MS nº 888/2021 (SAÚDE., 2021), a ABNT (Associação Brasileira de Normas Técnicas) e ANVISA (Agência Nacional de Vigilância Sanitária) (MENDONÇA, 2019). As medições foram analisadas no software MATLAB® para auxiliar nas decisões de mitigação de impactos nos ambientes analisados.

Considerando igualmente os três sinais marinhos (turbidez, pH, pressão e temperatura) da Planta 1 do nó sensor inteligente e os 4 sinais do ar (temperatura, umidade, gases e luminosidade) da Planta 2 da Rede de Sensores Sem Fio, o Filtro de Wiener apresenta o melhor desempenho geral nas métricas aplicadas. Ele minimiza métricas de erro (MSE, RMSE, MAE) e maximiza SNR/PSNR, além de manter o coeficiente de correlação sempre próximo de 1, superando tanto o filtro de Butterworth quanto o de Média Móvel. O filtro de Média Móvel obtém o segundo melhor desempenho de filtragem (maiores erros, menor SNR), embora seja o mais simples de implementar. O Butterworth fica em terceiro lugar no balanço de métricas: não introduz distorções de ondulação e reduz ruído de alta frequência, mas não atinge a qualidade do Wiener otimizado. Em conjunto, levando em conta métricas e critérios extras, o filtro de Wiener é o método de filtragem mais eficaz para esses sinais. O filtro de Wiener se destacou também como filtro na pré-filtragem à fusão dos dados dos sensores, obtendo as melhores métricas em relação aos filtros de Média Móvel e Butterworth e mantendo a confiabilidade dos sensores.

Dessa forma, conclui-se que a aplicação de técnicas de processamento digital de sinais, aliadas à fusão sensorial, configura-se como uma abordagem essencial para sistemas de monitoramento ambiental modernos. A análise comparativa demonstrou que, ao empregar filtros clássicos com fundamentação matemática consolidada, é possível reduzir ruídos e potencializar a confiabilidade da medição. A etapa de fusão, por sua vez, sintetiza a contribuição de cada sensor, resultando em informações mais completas, consistentes e menos suscetíveis a falhas isoladas.

Portanto, a combinação entre filtragem e fusão não apenas eleva a qualidade dos dados, mas também amplia a capacidade preditiva e a resiliência de sistemas ambientais baseados em redes de sensores, servindo de base para aplicações futuras em monitoramento inteligente e sistemas ambientais.

5.1 Trabalhos futuros

Os trabalhos futuros podem experimentar outros métodos de filtragem semelhantes ao Filtro de Wiener, tendo em vista que ele foi o que obteve os melhores resultados. Exemplos de outros filtros são os Filtros Adaptativos como o LMS (*Least Mean Squares*) e RLS (*Recursive Least Squares*), Filtro de Kalman, Filtros Não Lineares/Adaptativos Avançados como *Kernel Adaptive Filters*, *Volterra LMS*, *Spline Adaptive Filter* e *Urysohn Adaptive Filter*, Transformadas *Time-Frequency* e Base de Wavelet (*Wavelet transform coupled with Wiener filter*) e Outros Filtros Estatísticos/Suavizadores como o *Savitzky-Golay filter* e o *Homomorphic Filtering*. Além disso, implementar a fusão dos sinais de sensores com sinais filtrados com outros métodos avançados de fusão de dados de sensores para verificar a melhoria dos métodos de fusão após a realização do processamento dos sinais nesses casos.

Por fim, recomenda-se, em estudos futuros, a utilização de um conjunto maior de dados e de sensores que apresentem menor índice de falhas, de modo a aumentar a robustez das análises e permitir a validação mais consistente dos resultados obtidos. A ampliação da base de dados e a seleção de sensores mais estáveis contribuirão para reduzir incertezas e melhorar o desempenho dos métodos de filtragem e fusão sensorial.

Referências

- ALBERTAZZI, A. G. J.; SOUSA, A. R. d. *Fundamentos de metrologia científica e industrial*. [S.l.]: [s.n.], [s.d.]. [S.l.]: SEGRAC, 2008. Citado 3 vezes nas páginas 16, 33 e 34.
- AMBIENTE, C. N. D. M. (Brasil) *Resolução nº 357, de 17 de março de 2005. Dispõe sobre a classificação dos corpos de água e diretrizes ambientais para o seu enquadramento, bem como estabelece as condições e padrões de lançamento de efluentes. Diário Oficial da União: seção 1, Brasília, DF, 18 mar.* [S.l.]: Diário Oficial da União, 2005. Citado 2 vezes nas páginas 16 e 101.
- ANDRADE, J. C. d. *Química Analítica Básica: Os conceitos acido-base e a escala de pH*. <https://econtents.bc.unicamp.br/inpec/index.php/chemkeys/article/view/9642/5061>. [S.l.]: Revista Chemkeys, 2018. Citado na página 45.
- ANVISA. *AGÊNCIA NACIONAL DE VIGILÂNCIA SANITÁRIA. RE 09: Resolução, de 16 de janeiro de 2003. Brasil. 14p.* [S.l.]: AGÊNCIA NACIONAL DE VIGILÂNCIA SANITÁRIA, 2003. Citado na página 36.
- BOSTRÖM, H. e. a. *On the Definition of Information Fusion as a Field of Research. v. 1, n. 1, p. 8, 16/10/2013.* [S.l.]: Wirel. Netw, 2013. Citado na página 30.
- CALLEN, H. B. *Thermodynamics and an Introduction to Thermostatistics. 2.* [S.l.]: ed. New York: John Wiley I/& Sons., 1985. Citado na página 46.
- DELGADO, R. C. *Apostila de Meteorologia Básica - IF 111 - DCA/IF. CAPÍTULO 7. UMIDADE DO AR.* [S.l.]: Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro (UFRRJ), 2013. Citado na página 47.
- ELMENREICH, W. *Sensor Fusion In Time Triggered Systems. 157 (Ph.D. thesis). Institut für Technische Informatik, Vienna, Austria.* [S.l.]: Vienna University of Technology, 2002. Citado na página 30.
- FURTADO, V. G. *Projeto de Uma Rede de Sensores Sem Fio Para Monitoramento da Qualidade de Ambientes de Estudo. 77 p. Trabalho de Conclusão de Curso em Engenharia Elétrica.* [S.l.]: Universidade Federal do Maranhão (UFMA), 2022. Citado 3 vezes nas páginas 38, 40 e 41.
- GAITHER N.; FRAZIER, G. *Administração da produção e operações. 8 ed. São Paulo.* [S.l.]: Pioneira Thomson Learning, 2002. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 22.
- GARBERMAN, B. How to clean up noisy sensor data with a moving average filter. disponível em: <https://maker.pro/arduino/tutorial/how-to-clean-up-noisy-sensor-data-with-a-moving-average-filter>. *AMSE Journals - Modelling C*, n. 1, 2020. Citado na página 18.
- HALL, D. L. L. *An introduction to multisensor data fusion. Proceedings of the IEEE, v. 85, n. 1, p. 6-23.* [S.l.]: IEEE, 1997. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 30.

- HODSON, T. O. *Root-mean-square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): when to use them or not. v.15, p.5481–5487, 19 Jul. DOI: 10.5194/gmd-15-5481-2022. Licença Creative Commons Attribution 4.0.* [S.l.]: Geoscientific Model Development, 2022. Citado na página 27.
- INMETRO. *INMETRO – Instituto Nacional de Metrologia, Normalização e Qualidade Industrial. Sistema Internacional de Unidades – SI. 8. ed. rev. Rio de Janeiro.*, [S.l.]: INMETRO, 2007. Citado na página 32.
- ISO. *ISO 16000 – Indoor air. Geneva: ISO, 2004-[em andamento]. Série de normas sobre qualidade do ar interior (Indoor Air Quality). Disponível em: <https://www.iso.org/ics/13.040.20/x/>. Acesso em: 1 ago. 2025.* [S.l.]: Geneva: ISO, 2004. Citado na página 16.
- ISO. *ISO 4225:2020 – Air quality — General aspects — Vocabulary. Disponível em: <https://www.iso.org/standard/72525.html>. Acesso em: 1 ago. 2025.* [S.l.]: Geneva: ISO, 2020. Citado na página 16.
- KULIK, J.; HEINZELMAN, W.; BALAKRISHNAN, H. *Negotiation-based protocols for disseminating information in wireless sensor networks., v. 8, n. 2/3, p. 169-185.* [S.l.]: Wirel. Netw, 2002. Citado na página 30.
- LIU, C.; QIAO, C. Water quality monitoring method based on data fusion technology. *AMSE Journals - Modelling C*, v. 78, n. 1, p. 71–82, 2017. Citado na página 18.
- LUO R. C.; KAY, M. G. *Data fusion and sensor integration: State-of-the-art 1990s, MA, v. 1, n. 1, p. 7-135.* [S.l.]: Academic Press Boston, 1992. Citado na página 30.
- MEDEIROS, P.; ROMACHELLI, F.; COSTA, R. *Turbidez em Águas. Edição 2, julho.*, [S.l.]: BOLETIM TECNICO POLICONTROL., 2006. Citado na página 45.
- MENDONÇA, G. G. *Monitoramento da Qualidade do Conforto de Ambientes baseado em Lógica Fuzzy e Redes de Sensores.* [S.l.]: Biblioteca Digital Brasileira de Teses e Dissertações, 2019. Citado 3 vezes nas páginas 16, 36 e 101.
- MONTEIRO, D. T. L. *Comparação da qualidade bacteriológica da água marinha e da areia seca e molhada de duas praias do litoral leste do ceará.* [S.l.: s.n.], 2013. Citado na página 35.
- MTPS. *NR 17: Ergonomia. Brasília. 14 p.* [S.l.]: Ministério do Trabalho e Emprego, 2021. Citado na página 36.
- MUNSON, B. R.; YOUNG, D. F.; OKIISHI, T. H. *Fundamentals of Fluid Mechanics. 6.* [S.l.]: ed. Hoboken: John Wiley I& Sons., 2009. Citado na página 47.
- NAKAMURA, E. F. *Fusão de dados em redes de sensores sem fio,”. 174 (Tese de Doutorado). Departamento de Ciência da Computação, Belo Horizonte, MG.* [S.l.]: Universidade Federal de Minas Gerais, 2007. Citado 2 vezes nas páginas 30 e 31.
- NETO, J. C. S. *Metrologia e Controle Dimensional.* [S.l.]: ELSEVIER, 2012. Citado 2 vezes nas páginas 32 e 33.

- OMS. *WHO global air quality guidelines: particulate matter (PM₁₀ and PM_{2.5}), ozone, nitrogen dioxide, sulfur dioxide and carbon monoxide*. Disponível em: <https://www.who.int/publications/i/item/9789240034228>. [S.l.]: Geneva: World Health Organization, 2021. Citado na página 16.
- OMS. *Guidelines for drinking-water quality: fourth edition incorporating the first and second addenda*. Disponível em: <https://www.who.int/publications/i/item/9789240045064>. [S.l.]: Geneva: World Health Organization, 2022. Citado na página 16.
- OPPENHEIM, A. V.; SCHAFER, R. W.; BUCK, J. R. *DISCRETE-TIME SIGNAL PROCESSING. SECOND EDITION. UPPER SADDLE RIVER, NEW JERSEY 07458*. [S.l.]: PRENTICE HALL, 1989. Citado 4 vezes nas páginas 17, 21, 22 e 24.
- OPPENHEIM, A. V.; VERGHESE, G. C. *Digital Signal Processing*. Disponível em: <https://ocw.mit.edu/courses/electrical-engineering-and-computer-science/6-341-discrete-time-signal-processing-fall-2005/lecture-notes/>. Acesso em: 21 maio 2025. [S.l.]: MIT OpenCourseWare, Massachusetts Institute of Technology., 2010. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 23.
- ROZENBERG, I. *SISTEMA INTERNACIONAL DE UNIDADES - SI. 3.^a edição. SÃO PAULO*. [S.l.]: INSTITUTO MAUÁ DE TECNOLOGIA, 2006. Citado na página 32.
- SAÚDE., B. M. da. *Portaria GM/MS nº 888, de 4 de maio de 2021. Estabelece os procedimentos e responsabilidades relativos ao controle e vigilância da qualidade da água para consumo humano e seu padrão de potabilidade. Diário Oficial da União: seção 1, Brasília, DF, 7 maio 2021*. [S.l.]: Diário Oficial da União, 2021. Citado 2 vezes nas páginas 16 e 101.
- SILVA, B. K. I.; TAVARES, J. L. *Gerenciamento de Recursos Hídricos e Descrição dos Parâmetros de Análise Físico Química da Água para Consumo Humano. REGISTRO DOI: 10.5281/zenodo.7589164*. [S.l.]: Revistaft, 2023. Citado na página 44.
- SILVA, R. C. S. F. Y. F. D.; NETO, J. V. D. F. *Conception and Design of WSN Sensor Nodes Based on Machine Learning, Embedded Systems and IoT Approaches for Pollutant Detection in Aquatic Environments*. [S.l.]: IEEE, 2024. Citado na página 19.
- SILVA, Y. F. D. *Nó Sensor Inteligente para Detecção e Classificação de Derivados de Petróleo em Ambiente Aquático. 145 f. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) – Universidade Federal do Maranhão, São Luís - MA*. [S.l.]: Universidade Federal do Maranhão, 2024. Citado 2 vezes nas páginas 38 e 39.
- SMITH, S. W. *The Scientist and Engineer's Guide to Digital Signal Processing. Second Edition*. [S.l.]: California Technical Publishing, 1999. Citado na página 17.
- SMITH, S. W. *The Scientist and Engineer's Guide to Digital Signal Processing. Second Edition*. [S.l.]: California Technical Publishing, 1999. Citado na página 27.
- SO, H.; CHAN, Y. T.; HO, K. C.; CHEN, Y. *Simple Formulae for Bias and Mean Square Error Computation [DSP Tips and Tricks]*. 30(4):162-165 DOI:10.1109/MSP.2013.2254600. [S.l.]: IEEE Signal Processing Magazine, 2013. Citado 2 vezes nas páginas 17 e 28.

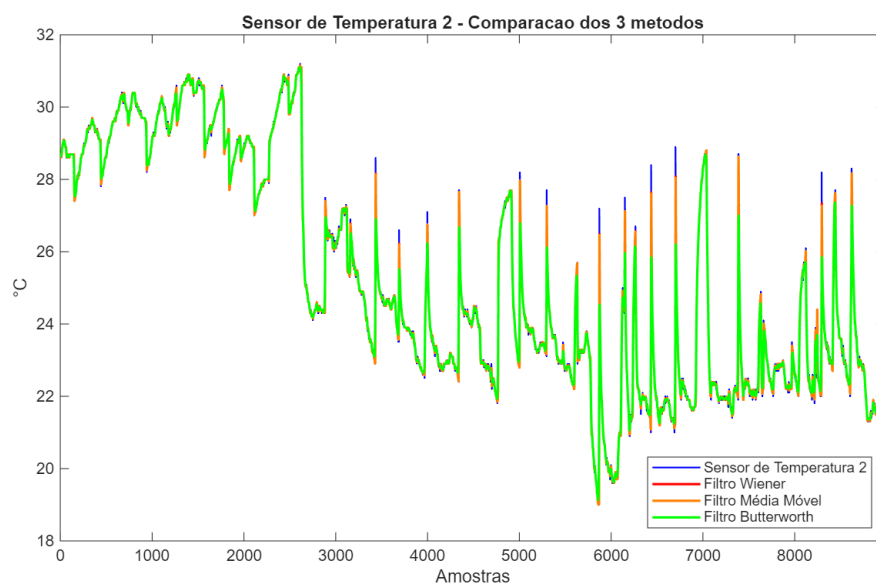
- SPERLING, M. V. *Introdução à qualidade das águas e ao tratamento de esgotos. 3. ed. Belo Horizonte: Departamento de Engenharia Sanitária e Ambiental – UFMG. (Princípios do tratamento biológico de águas residuárias, v. 1).* [S.l.]: SEGRAC, 2005. Citado na página 35.
- SØRENSEN, S. P. L. *S.P.L. Sørensen, the pH concept and its early history. Comptes-Rendus des Travaux du Laboratoire de Carlsberg.* [S.l.]: Springer Nature Link., 1909. Citado na página 45.
- THRUN, S.; BURGARD, W.; FOX, D. *Probabilistic Robotics.* Cambridge, MA: MIT Press, 2005. Citado na página 31.
- VILLARIM, M. R. *Estudo e desenvolvimento de um sensor sem fio inteligente para monitoramento distribuído de poluentes atmosféricos no contexto de cidades inteligentes. Dissertação de Mestrado em Engenharia Elétrica.* [S.l.]: Universidade Federal da Paraíba, Centro de Energias Alternativas e Renováveis, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, João Pessoa, 2020. Citado na página 18.
- WEEKS, M. *DIGITAL SIGNAL PROCESSING Using MATLAB® and Wavelets.* [S.l.]: INFINITY SCIENCE PRESS LLC Hingham, Massachusetts, 2007. Citado 3 vezes nas páginas 21, 26 e 28.
- ÇENGEL YUNUS A.; BOLES, M. A. *Thermodynamics: An Engineering Approach. 8.* [S.l.]: ed. New York: McGraw-Hill., 2015. Citado na página 47.
- ÇENGEL YUNUS A.; CIMBALA, J. M. *Fluid Mechanics: Fundamentals and Applications. 3.* [S.l.]: ed. New York: McGraw-Hill., 2014. Citado na página 46.

Apêndices

APÊNDICE A – Resultados complementares

Nesta seção, são mostradas as figuras e tabelas adicionais completas das métricas calculadas para os sensores restantes da rede (nós 2-8) dos resultados de filtragem e fusão para cada sensor.

Figura A.1 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de temperatura do ambiente do nó 2.



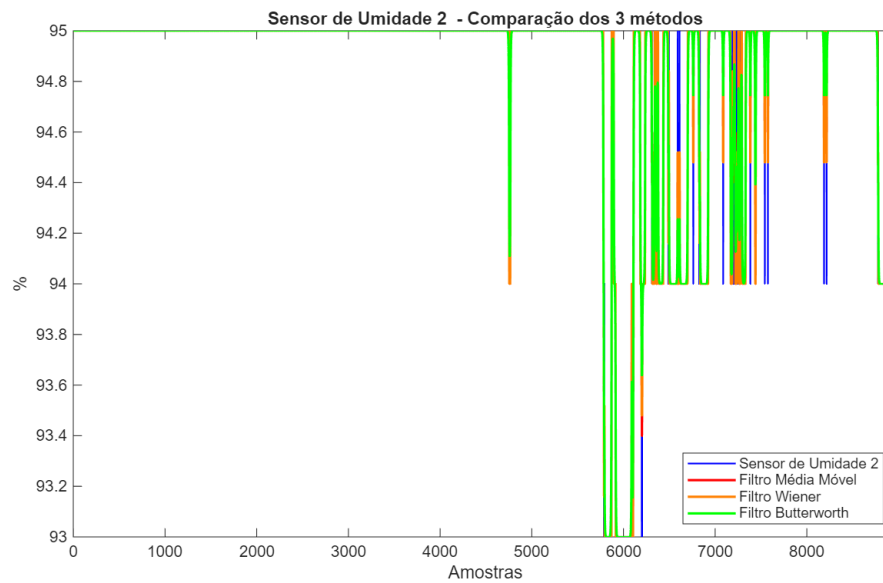
Fonte: Autoral.

Tabela A.1 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de temperatura do ambiente (nó 2).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	0,03	0,16	0,05	44,02	45,80	$4,0 \times 10^{-5}$	0,9987
Wiener	0,02	0,13	0,04	45,96	47,74	$2,5 \times 10^{-5}$	0,9992
Butterworth	0,05	0,23	0,08	40,93	42,71	$8,1 \times 10^{-5}$	0,9974

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura A.2 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de umidade do ambiente do nó 2.



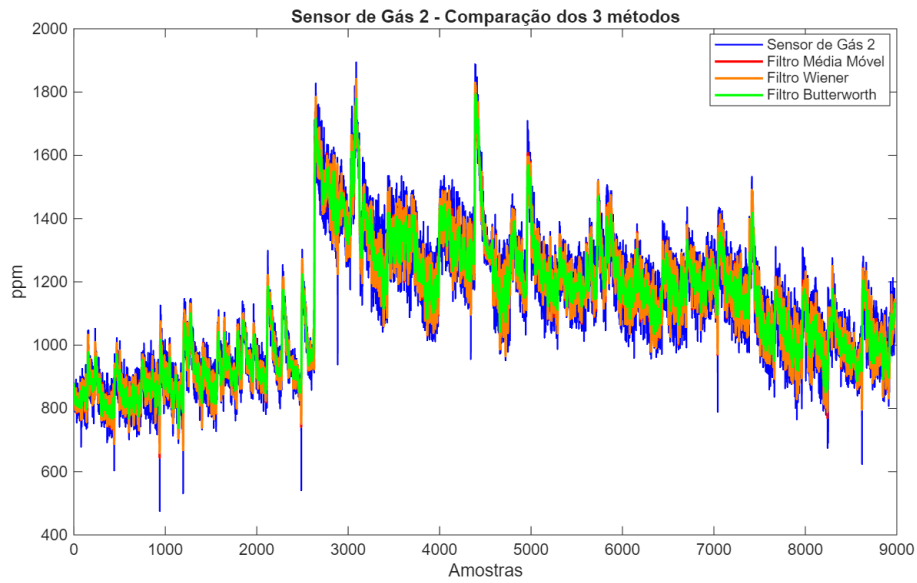
Fonte: Autoral.

Tabela A.2 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de umidade do ambiente (nó 2).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	0,0055	0,07	0,01	62,13	62,14	$6,1 \times 10^{-7}$	0,9854
Wiener	0,0035	0,0594	0,0099	64,06	64,08	$3,9 \times 10^{-7}$	0,9907
Butterworth	0,0072	0,0847	0,0194	60,98	61,00	$1,0 \times 10^{-6}$	0,9812

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura A.3 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de gases do ambiente do nó 2.



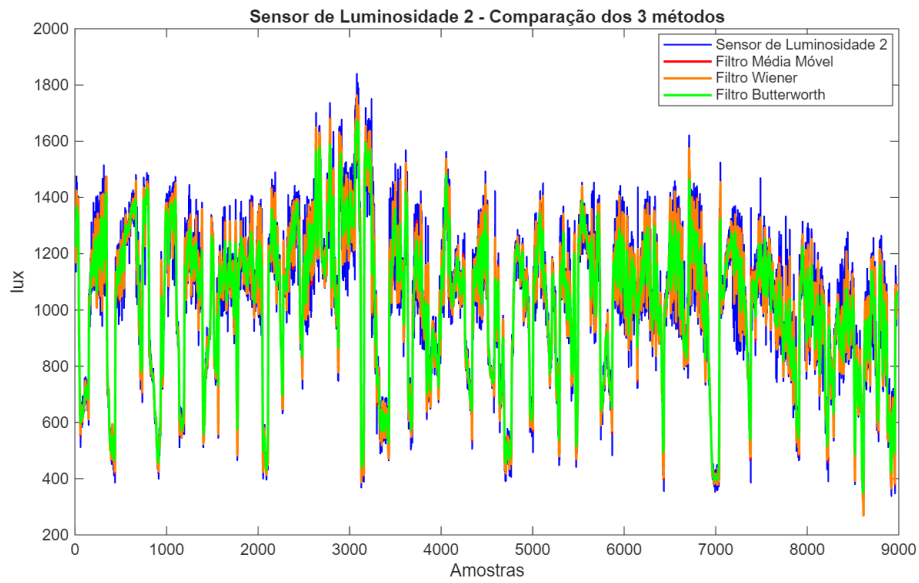
Fonte: Autoral.

Tabela A.3 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de gás no ambiente (nó 2).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	4480,90	66,94	52,96	24,67	29,03	$3,414 \times 10^{-3}$	0,9503
Wiener	2867,74	53,55	42,37	26,61	30,97	$2,185 \times 10^{-3}$	0,9687
Butterworth	5209,82	72,18	59,32	24,01	28,38	$3,970 \times 10^{-3}$	0,9422

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura A.4 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de luminosidade do ambiente do nó 2.



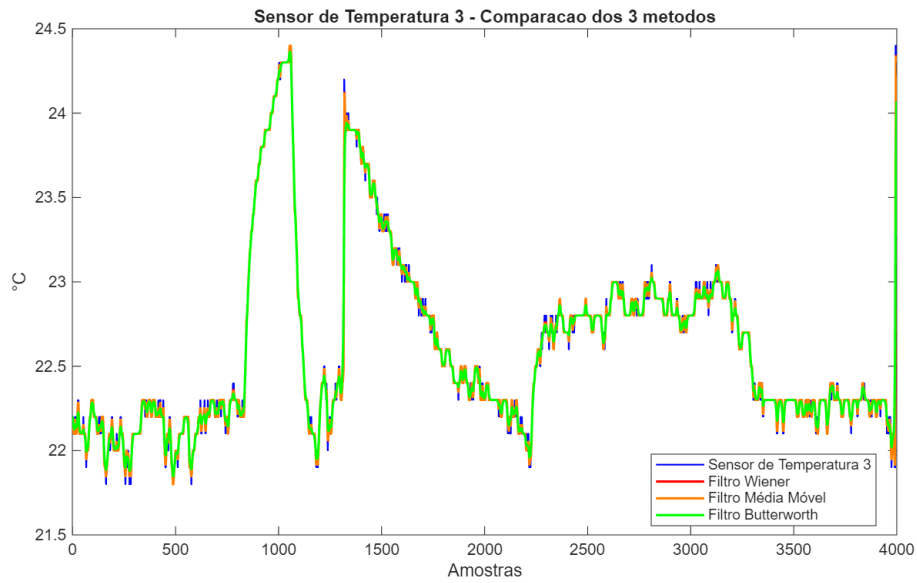
Fonte: Autoral.

Tabela A.4 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de luminosidade do ambiente (nó 2).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	5548,14	74,49	53,81	23,07	27,85	$4,932 \times 10^{-3}$	0,9625
Wiener	3550,67	59,59	43,05	25,01	29,79	$3,156 \times 10^{-3}$	0,9764
Butterworth	7763,79	88,11	66,43	21,61	26,40	$6,901 \times 10^{-3}$	0,9481

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura A.5 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de temperatura do ambiente do nó 3.



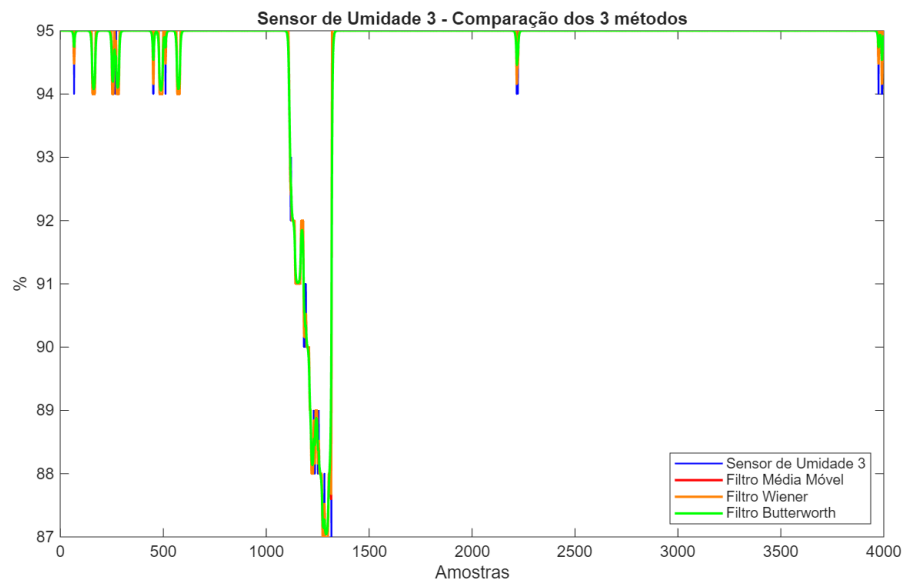
Fonte: Autoral.

Tabela A.5 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de temperatura do ambiente (nó 3).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	0,0015	0,04	0,02	55,21	55,87	$3,0 \times 10^{-6}$	0,9973
Wiener	0,0010	0,03	0,01	57,15	57,81	$2,0 \times 10^{-6}$	0,9983
Butterworth	0,0028	0,05	0,03	52,59	53,25	$6,0 \times 10^{-6}$	0,9951

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura A.6 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de umidade do ambiente do nó 3.



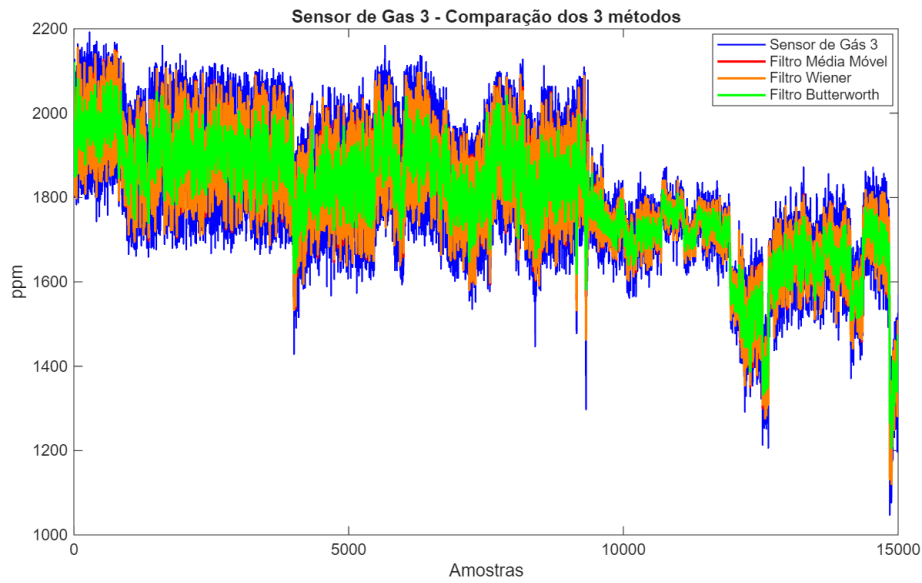
Fonte: Autoral.

Tabela A.6 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de umidade do ambiente (nó 3).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	0,0134	0,1158	0,0180	58,26	58,28	$1,0 \times 10^{-6}$	0,9959
Wiener	0,0086	0,0926	0,0144	60,19	60,22	$1,0 \times 10^{-6}$	0,9974
Butterworth	0,0217	0,1475	0,0321	56,15	56,18	$2,0 \times 10^{-6}$	0,9934

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura A.7 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de gases do ambiente do nó 3.



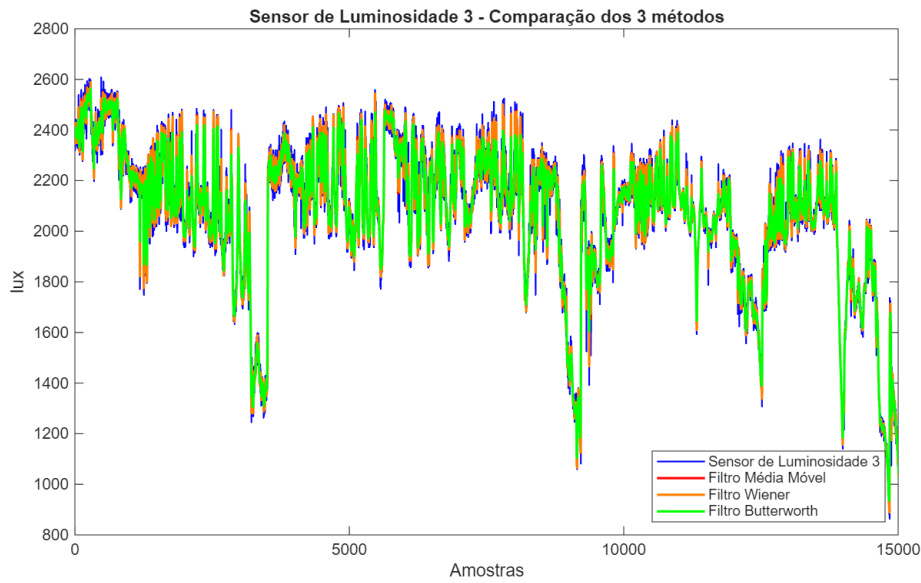
Fonte: Autoral.

Tabela A.7 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de gás no ambiente (nó 3).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	6956,47	83,41	66,01	26,66	28,39	$2,157 \times 10^{-3}$	0,8782
Wiener	4452,19	66,72	52,81	28,60	30,33	$1,381 \times 10^{-3}$	0,9257
Butterworth	8171,16	90,39	74,56	25,96	27,69	$2,534 \times 10^{-3}$	0,8566

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura A.8 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de luminosidade do ambiente do nó 3.



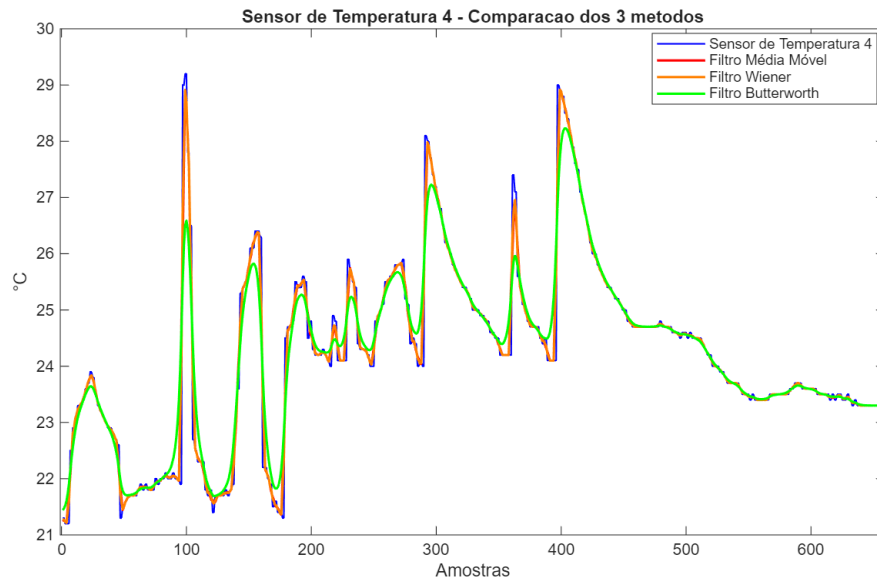
Fonte: Autoral.

Tabela A.8 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de luminosidade do ambiente (nó 3).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	1495,83	38,68	27,66	34,57	36,58	$3,49 \times 10^{-4}$	0,9922
Wiener	957,34	30,94	22,13	36,51	38,52	$2,23 \times 10^{-4}$	0,9950
Butterworth	2309,38	48,06	34,69	32,69	34,69	$5,39 \times 10^{-4}$	0,9881

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura A.9 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de temperatura do ambiente do nó 4.



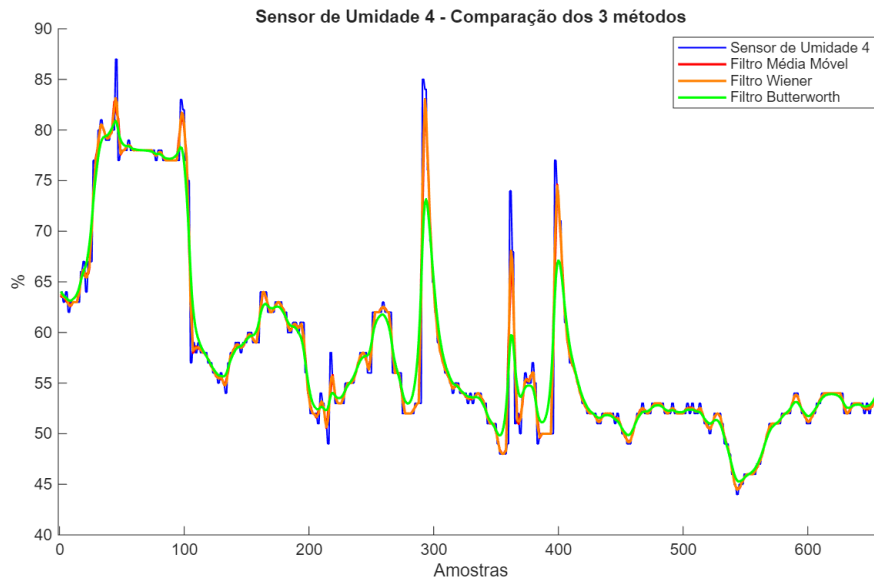
Fonte: Autoral.

Tabela A.9 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de temperatura do ambiente (nó 4).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	0,0991	0,3148	0,1151	37,74	39,35	$1,68 \times 10^{-4}$	0,9810
Wiener	0,0634	0,2519	0,0921	39,68	41,28	$1,08 \times 10^{-4}$	0,9880
Butterworth	0,2260	0,4754	0,2244	34,16	35,77	$3,84 \times 10^{-4}$	0,9590

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura A.10 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de umidade do ambiente do nó 4.



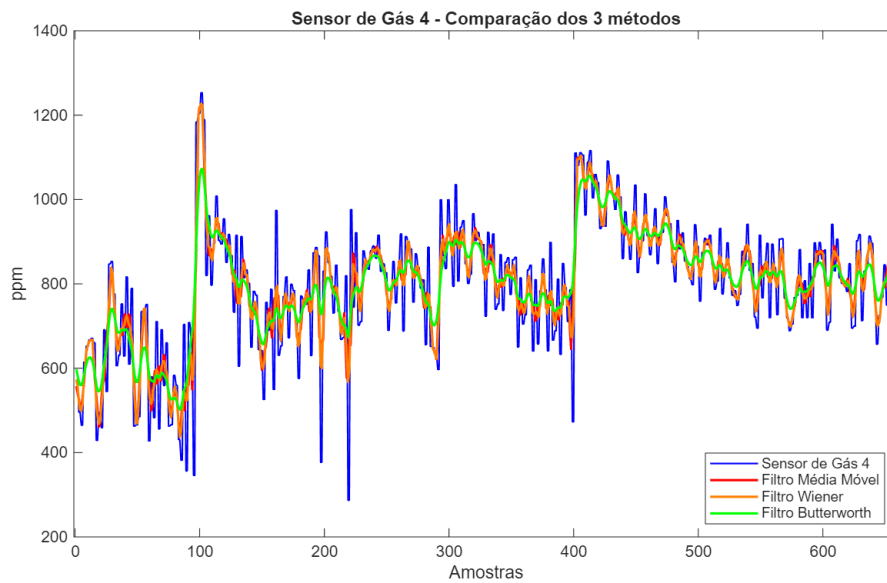
Fonte: Autoral.

Tabela A.10 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de umidade do ambiente (nó 4).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	2,54	1,59	0,67	31,31	34,74	$7,40 \times 10^{-4}$	0,9855
Wiener	1,63	1,28	0,53	33,25	36,68	$4,73 \times 10^{-4}$	0,9908
Butterworth	5,24	2,29	1,12	28,17	31,60	$1,523 \times 10^{-3}$	0,9705

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura A.11 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de gases do ambiente do nó 4.



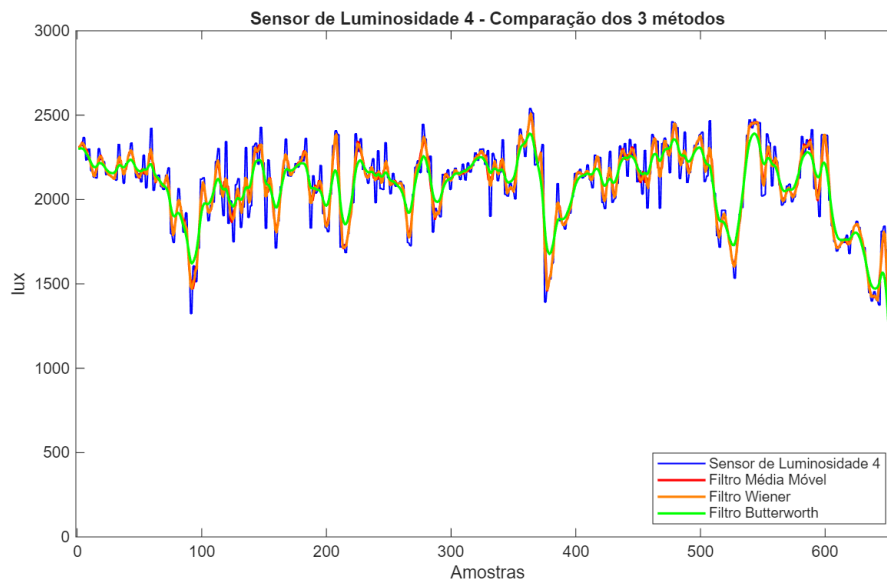
Fonte: Autoral.

Tabela A.11 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de gás no ambiente (nó 4).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	6757,92	82,21	60,39	19,92	23,66	$1,0191 \times 10^{-2}$	0,8430
Wiener	4319,49	65,72	48,24	21,86	25,60	$6,5140 \times 10^{-3}$	0,9055
Butterworth	7605,91	87,21	66,35	19,40	23,15	$1,1470 \times 10^{-2}$	0,8267

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura A.12 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de luminosidade do ambiente do nó 4.



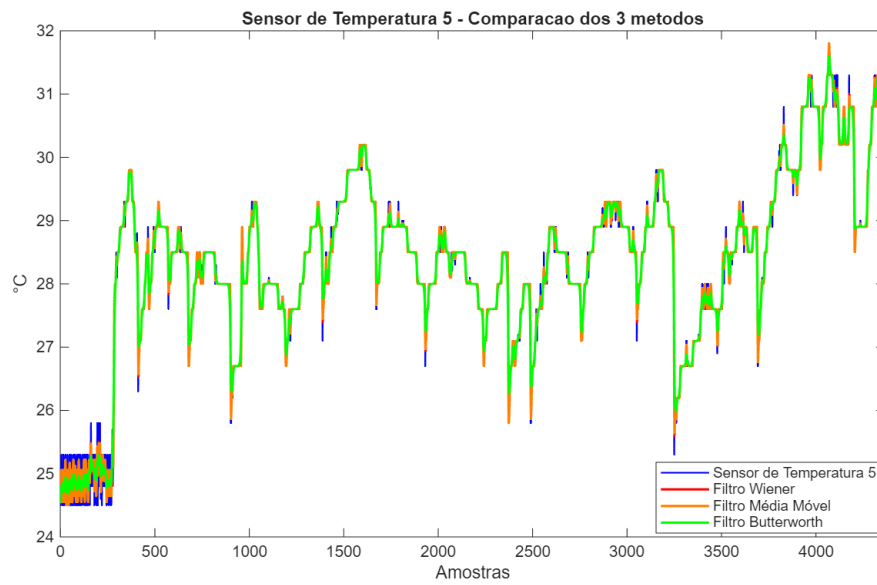
Fonte: Autoral.

Tabela A.12 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de luminosidade do ambiente (nó 4).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	7863,44	88,68	66,14	27,44	29,14	$1,8040 \times 10^{-3}$	0,9517
Wiener	5031,44	70,93	52,88	29,38	31,08	$1,1540 \times 10^{-3}$	0,9700
Butterworth	13380,35	115,67	90,03	25,13	26,83	$3,0700 \times 10^{-3}$	0,9195

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura A.13 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de temperatura do ambiente do nó 5.



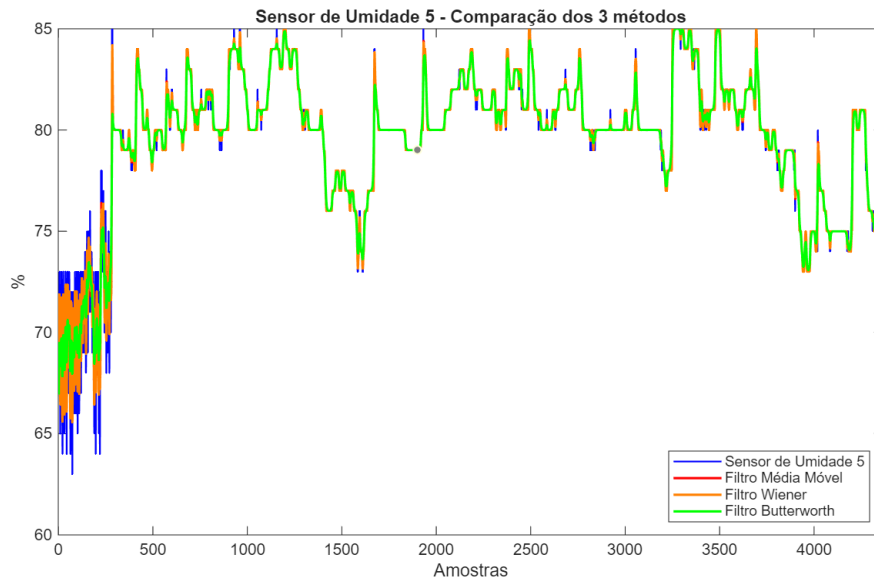
Fonte: Autoral.

Tabela A.13 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de temperatura do ambiente (nó 5).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	0,0158	0,1257	0,0550	47,08	48,06	$2,0000 \times 10^{-5}$	0,9959
Wiener	0,0101	0,1005	0,0440	49,02	50,00	$1,3000 \times 10^{-5}$	0,9974
Butterworth	0,0281	0,1675	0,0956	44,59	45,57	$3,5000 \times 10^{-5}$	0,9927

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura A.14 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de umidade do ambiente do nó 5.



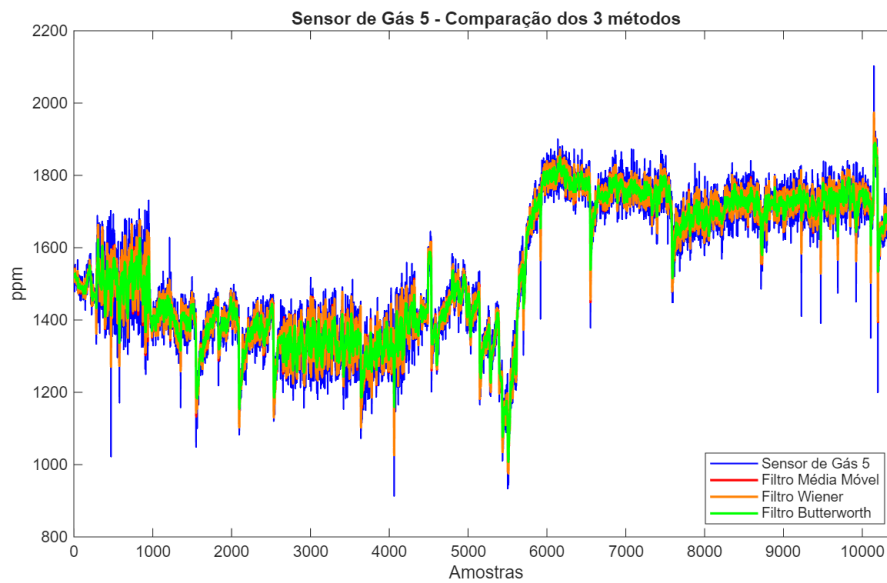
Fonte: Autoral.

Tabela A.14 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de umidade do ambiente (nó 5).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	0,2387	0,4886	0,1888	44,25	44,81	$3,8000 \times 10^{-5}$	0,9902
Wiener	0,1524	0,3904	0,1508	46,19	46,76	$2,4000 \times 10^{-5}$	0,9938
Butterworth	0,4644	0,6815	0,3160	41,36	41,92	$7,3000 \times 10^{-5}$	0,9809

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura A.15 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de gases do ambiente do nó 5.



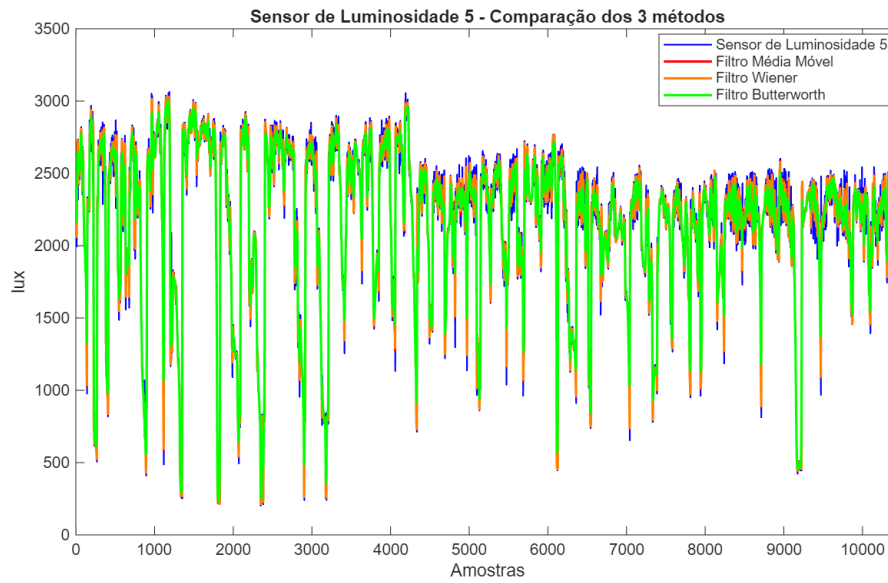
Fonte: Autoral.

Tabela A.15 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de gás no ambiente (nó 5).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	1878,71	43,34	31,96	31,09	33,71	$7,7800 \times 10^{-4}$	0,9751
Wiener	1202,34	34,67	25,56	33,03	35,65	$4,9800 \times 10^{-4}$	0,9842
Butterworth	2199,49	46,90	35,12	30,41	33,03	$9,1100 \times 10^{-4}$	0,9708

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura A.16 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de luminosidade do ambiente do nó 5.



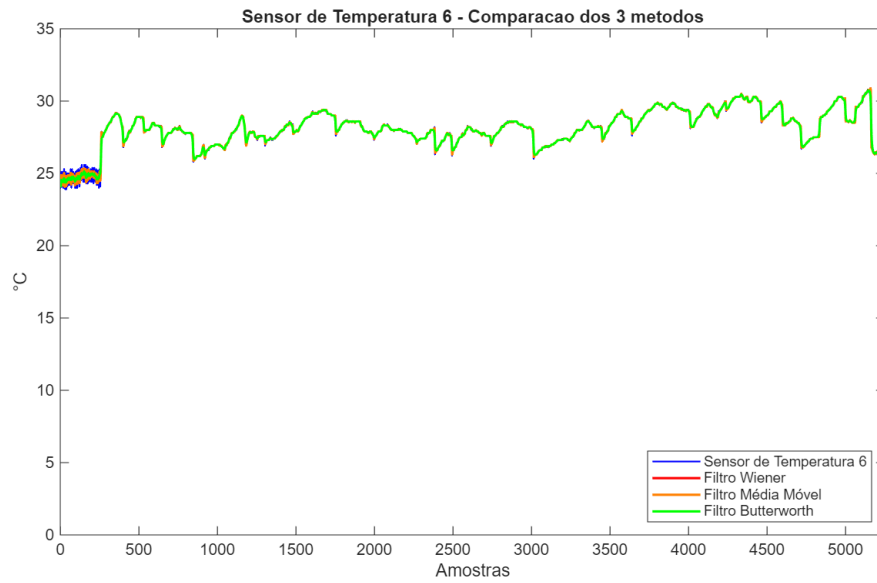
Fonte: Autoral.

Tabela A.16 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de luminosidade do ambiente (nó 5).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	6920,86	83,19	46,08	28,56	31,33	$1,3920 \times 10^{-3}$	0,9887
Wiener	4429,35	66,55	36,86	30,50	33,27	$8,9100 \times 10^{-4}$	0,9928
Butterworth	12770,43	113,01	69,11	25,90	28,67	$2,5690 \times 10^{-3}$	0,9796

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura A.17 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de temperatura do ambiente do nó 6.



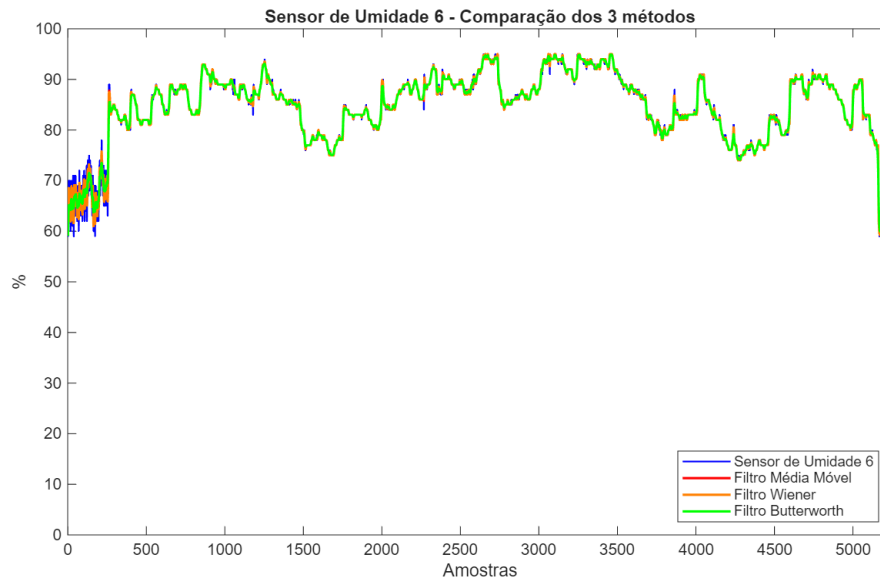
Fonte: Autoral.

Tabela A.17 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de temperatura do ambiente (nó 6).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	0,0689	0,2626	0,0439	40,60	41,41	$8,7000 \times 10^{-5}$	0,9840
Wiener	0,0441	0,2100	0,0351	42,54	43,35	$5,6000 \times 10^{-5}$	0,9899
Butterworth	0,1336	0,3655	0,0737	37,73	38,54	$1,6900 \times 10^{-4}$	0,9691

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura A.18 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de umidade do ambiente do nó 6.



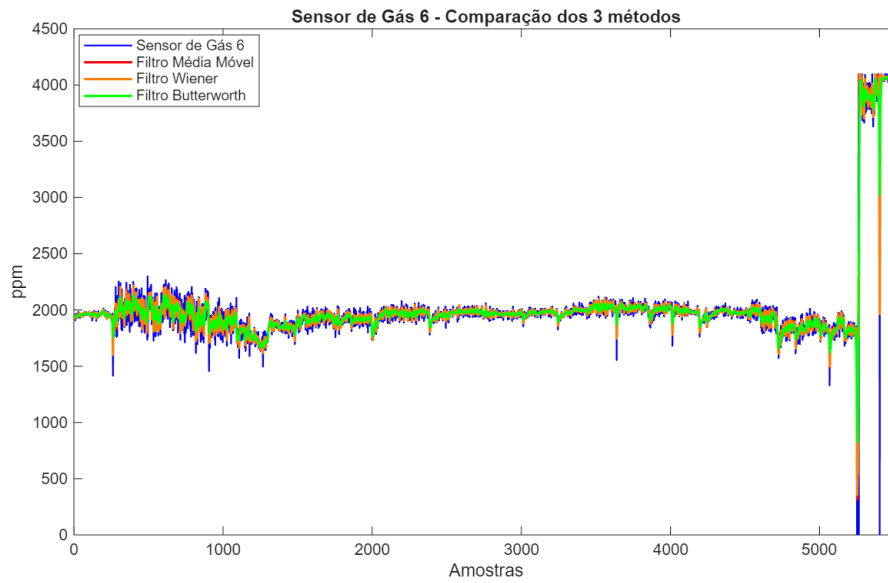
Fonte: Autoral.

Tabela A.18 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de umidade do ambiente (nó 6).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	0,8017	0,8954	0,2995	39,53	40,51	$1,1100 \times 10^{-4}$	0,9925
Wiener	0,5118	0,7154	0,2393	41,48	42,46	$7,1000 \times 10^{-5}$	0,9953
Butterworth	1,4995	1,2245	0,4740	36,81	37,80	$2,0800 \times 10^{-4}$	0,9860

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura A.19 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de gases do ambiente do nó 6.



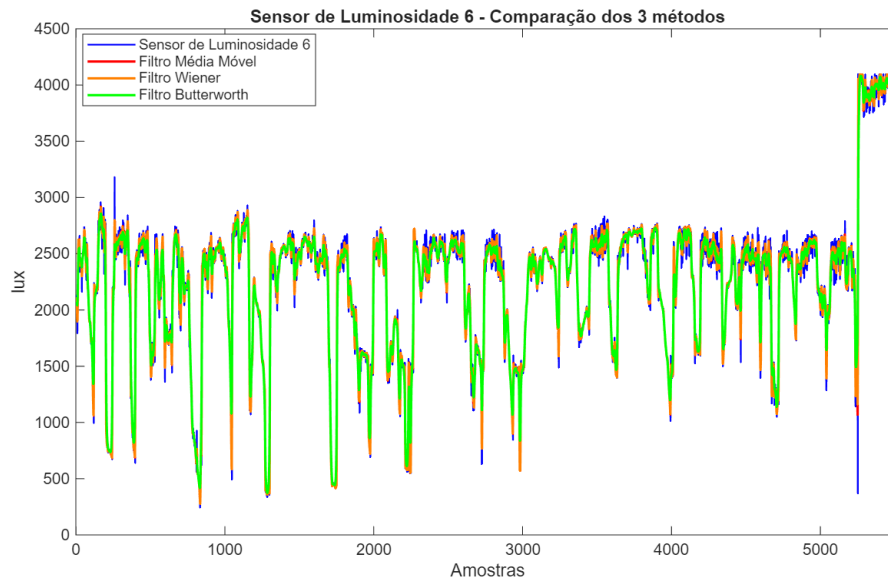
Fonte: Autoral.

Tabela A.19 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de gás no ambiente (nó 6).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	15404,27	124,11	44,52	24,39	30,37	$3,6390 \times 10^{-3}$	0,9604
Wiener	9858,73	99,29	35,61	26,33	32,31	$2,3290 \times 10^{-3}$	0,9750
Butterworth	18450,55	135,83	52,06	23,61	29,58	$4,3580 \times 10^{-3}$	0,9530

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura A.20 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de luminosidade do ambiente do nó 6.



Fonte: Autoral.

Tabela A.20 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de luminosidade do ambiente (nó 6).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	8508,64	92,24	48,07	28,20	32,95	$1,5130 \times 10^{-3}$	0,9905
Wiener	5445,46	73,79	38,45	30,14	34,88	$9,6800 \times 10^{-4}$	0,9939
Butterworth	15018,47	122,55	72,54	25,73	30,48	$2,6710 \times 10^{-3}$	0,9834

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura A.21 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de temperatura do ambiente do nó 7.



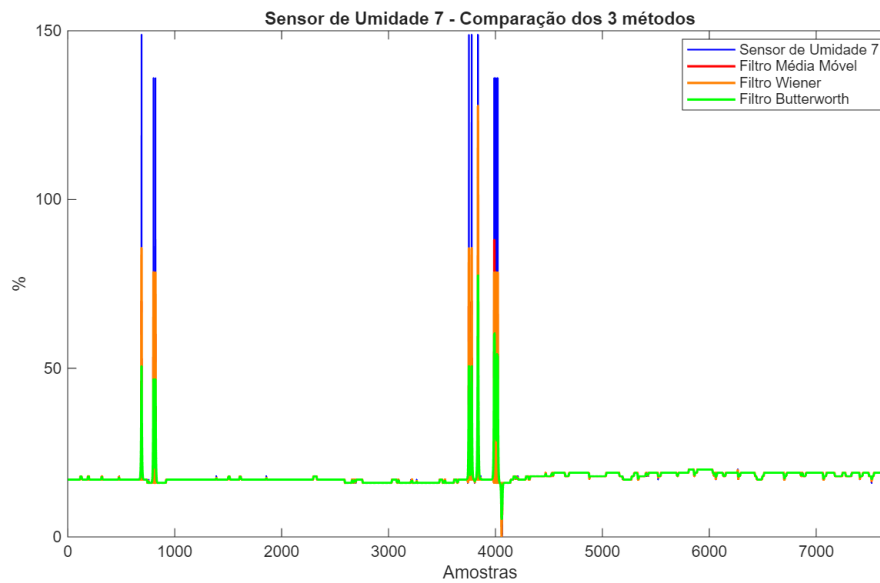
Fonte: Autoral.

Tabela A.21 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de temperatura do ambiente (nó 7).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	2,4548	1,5668	0,1909	24,53	25,64	$3,5250 \times 10^{-3}$	0,8577
Wiener	1,5711	1,2534	0,1527	26,47	27,58	$2,2560 \times 10^{-3}$	0,9134
Butterworth	2,6700	1,6340	0,2685	24,16	25,28	$3,8340 \times 10^{-3}$	0,8464

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura A.22 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de umidade do ambiente do nó 7.



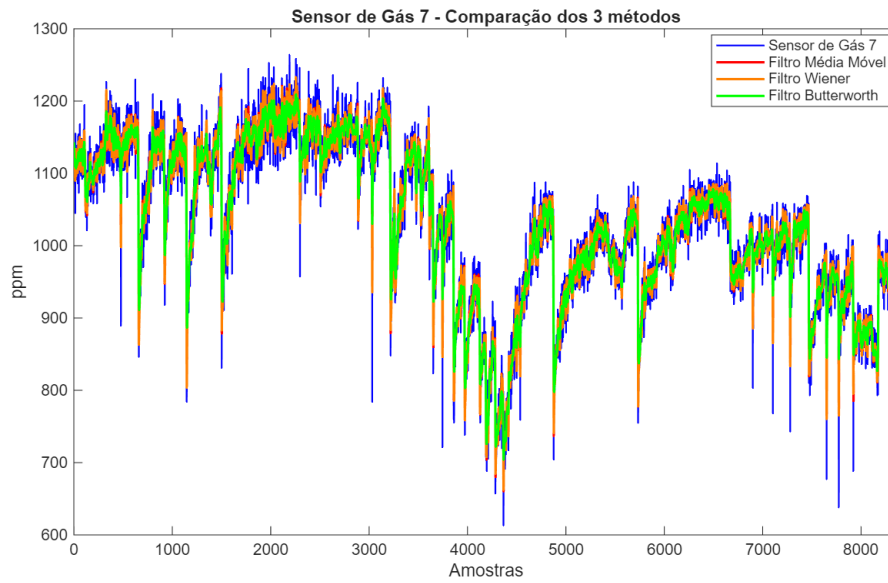
Fonte: Autoral.

Tabela A.22 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de umidade do ambiente (nó 7).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	524,76	22,91	16,62	33,12	34,84	$4,87 \times 10^{-4}$	0,9777
Wiener	335,83	18,33	13,30	35,06	36,77	$3,12 \times 10^{-4}$	0,9859
Butterworth	653,45	25,56	18,30	32,17	33,88	$6,07 \times 10^{-4}$	0,9723

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura A.23 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de gases do ambiente do nó 7.



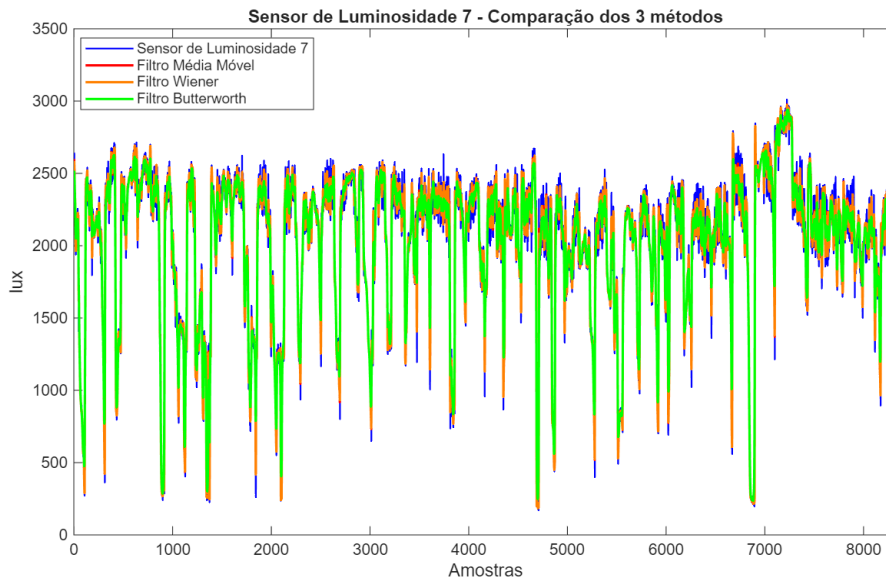
Fonte: Autoral.

Tabela A.23 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de gás no ambiente (nó 7).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	524,76	22,91	16,62	33,12	34,84	$4,87 \times 10^{-4}$	0,9777
Wiener	335,83	18,33	13,30	35,06	36,77	$3,12 \times 10^{-4}$	0,9859
Butterworth	653,45	25,56	18,30	32,17	33,88	$6,07 \times 10^{-4}$	0,9723

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura A.24 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de luminosidade do ambiente do nó 7.



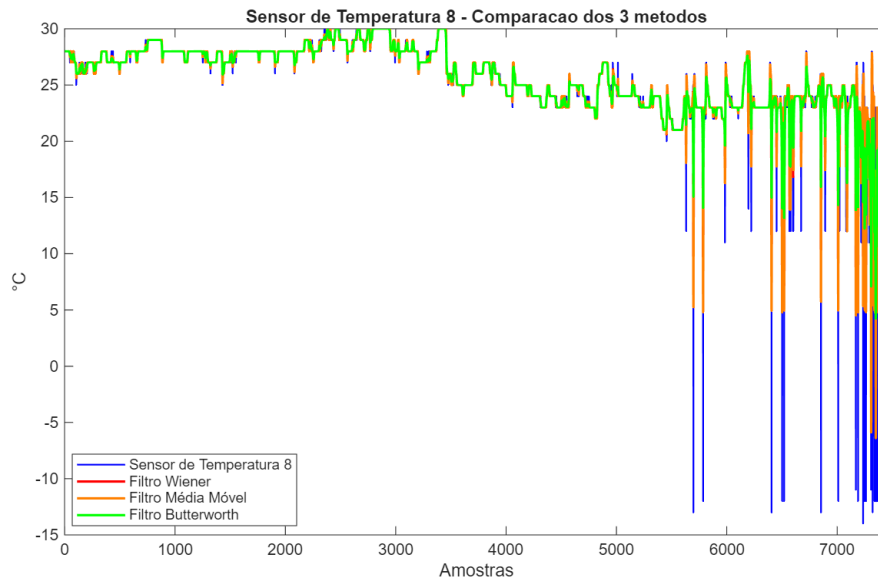
Fonte: Autoral.

Tabela A.24 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de luminosidade do ambiente (nó 7).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	8338,34	91,31	55,12	27,21	30,36	$1,90 \times 10^{-3}$	0,9843
Wiener	5336,27	73,05	44,09	29,14	32,30	$1,22 \times 10^{-3}$	0,9900
Butterworth	14958,75	122,31	80,92	24,67	27,83	$3,41 \times 10^{-3}$	0,9726

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura A.25 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de temperatura do ambiente do nó 8.



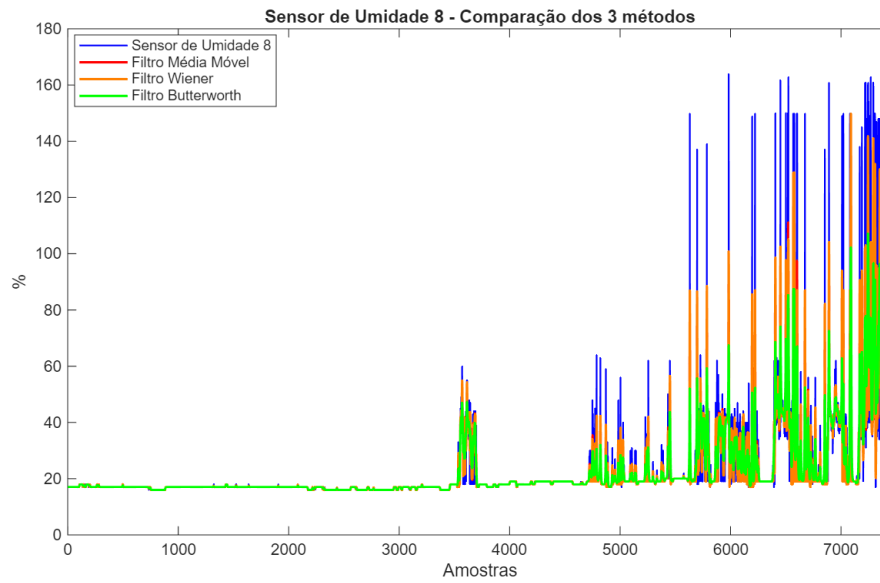
Fonte: Autoral.

Tabela A.25 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de temperatura do ambiente (nó 8).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	4,7128	2,1709	0,4226	21,53	22,81	$7,04 \times 10^{-3}$	0,8477
Wiener	3,0162	1,7367	0,3381	23,46	24,75	$4,50 \times 10^{-3}$	0,9085
Butterworth	5,5534	2,3566	0,5520	20,81	22,10	$8,29 \times 10^{-3}$	0,8200

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura A.26 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de umidade do ambiente do nó 8.



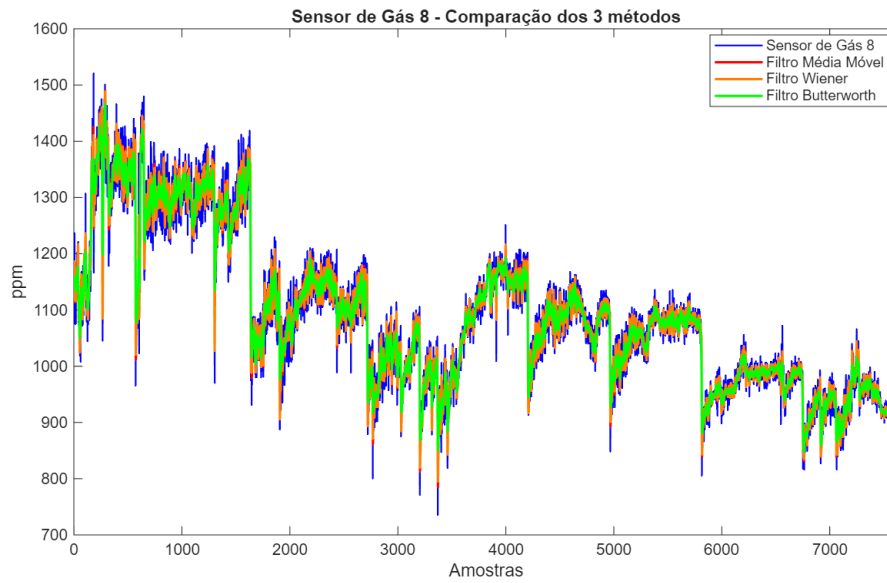
Fonte: Autoral.

Tabela A.26 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de umidade do ambiente (nó 8).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	112,49	10,61	2,87	8,97	23,78	$1,27 \times 10^{-1}$	0,8284
Wiener	71,99	8,48	2,30	10,91	25,71	$8,11 \times 10^{-2}$	0,8979
Butterworth	131,93	11,49	3,48	8,28	23,08	$1,49 \times 10^{-1}$	0,7999

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura A.27 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de gases do ambiente do nó 8.



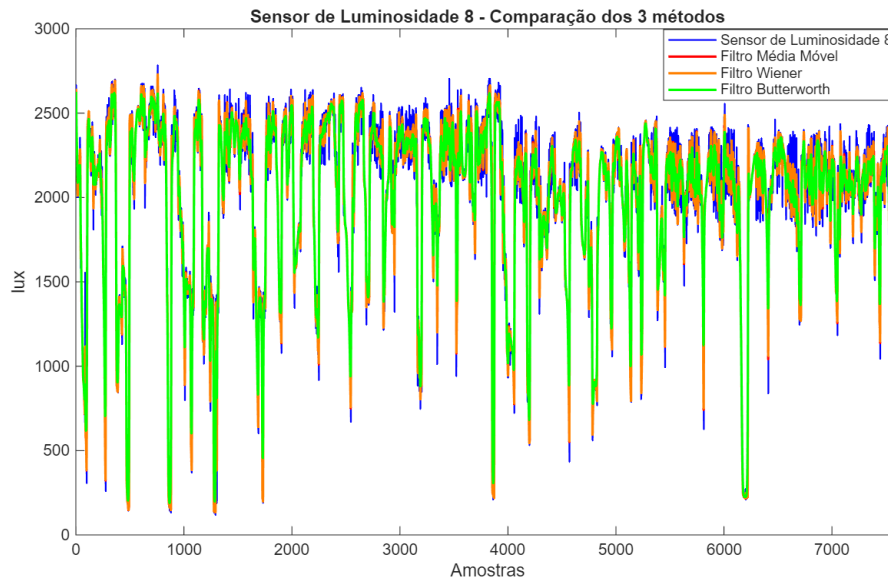
Fonte: Autoral.

Tabela A.27 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de gás no ambiente (nó 8).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	652,55	25,55	18,75	32,67	35,50	$5,41 \times 10^{-4}$	0,9822
Wiener	417,57	20,43	15,00	34,61	37,44	$3,46 \times 10^{-4}$	0,9887
Butterworth	803,59	28,35	20,98	31,77	34,59	$6,66 \times 10^{-4}$	0,9781

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura A.28 – Gráfico da comparação dos resultados dos métodos de filtragem do sensor de luminosidade do ambiente do nó 8.



Fonte: Autoral.

Tabela A.28 – Desempenho dos filtros com o sinal do sensor de luminosidade do ambiente (nó 8).

Filtro	Métricas Temporais			Métricas Espectrais e Estatísticas			
	MSE	RMSE	MAE	SNR (dB)	PSNR (dB)	RES (dB)	r
Média Móvel	10125,49	100,63	60,19	26,25	28,84	$2,37 \times 10^{-3}$	0,9801
Wiener	6479,70	80,50	48,15	28,19	30,78	$1,52 \times 10^{-3}$	0,9874
Butterworth	17566,82	132,54	87,71	23,86	26,45	$4,11 \times 10^{-3}$	0,9665

Fonte: elaborado pelo autor.