# Avaliação do Impacto da Temperatura e Umidade em Sensores de Baixo Custo de Material Particulado

André F. Pastório<sup>1</sup>, Fabio A. Spanhol<sup>2</sup>, Leila D. Martins<sup>3</sup>, Edson T. de Camargo<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Programa de Pós Graduação em Ciência da Computação (PPGComp) Universidade Estadual do Oeste do Paraná (Unioeste) – Cascavel, PR

<sup>2</sup>Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR) – Toledo, PR

<sup>3</sup>Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR) – Londrina, PR

a.f.past@hotmail.com, {faspanhol,leilamartins,edson}@utfpr.edu.br

Abstract. Low-cost particulate matter (LC-PM) sensors have been studied around the world as a viable alternative to expensive reference stations for monitoring air quality. However, LC-PM sensors data are often inaccurate and subject to uncertainty, suffering with the conditions of the environment in which they work. This work evaluates the impact of temperature and humidity on 5 LC-PM sensors over a period of 4 months. The LC-PM sensors are compared with a reference equipment in order to propose a methodology to select the MP-BC sensor that will compose a low-cost air quality station in the context of smart cities. Results demonstrate that the evaluated sensors present better correlation with the reference equipment when the readings in which temperature and humidity are critical are taken from the sample.

Resumo. Sensores de baixo custo de material particulado (MP-BC) vêm sendo estudados ao redor do mundo como alternativa viável às custosas estações de referência para monitoramento de qualidade do ar. Porém, sensores de MP-BC são imprecisos e sujeitos a incertezas, sofrendo com as condições do ambiente em que operam. Este trabalho analisa o impacto da temperatura e umidade em 5 sensores MP-BC durante um período de 4 meses. Os sensores MP-BC são comparados com um equipamento de referência visando propor uma metodologia para selecionar o sensor de MP-BC que comporá uma estação de baixo custo de qualidade do ar no contexto de cidades inteligentes. Resultados demostram que os sensores avaliados apresentam maior correlação com o equipamento de referência quando são retirados da amostra leituras em que temperatura e umidade são críticas.

## 1. Introdução

A poluição ambiental é a maior causa de doenças e mortes prematuras no mundo [Landrigan et al., 2018]. A Organização Mundial da Saúde (OMS) e o Instituto de Métricas e Avaliação em Saúde (IHME) estimam cerca de 7 milhões de mortes anuais causadas pela poluição do ar [WHO, 2022]. Os centros urbanos, onde a maior parte da população mundial encontra-se, são as áreas mais severamente afetadas pela poluição, principalmente pela emissão de poluentes e contaminantes resultantes da ação humana, como a queima de combustíveis por veículos a combustão e a atividade industrial.

Dentre os poluentes que impactam negativamente a saúde o material particulado atmosférico (MP) é o responsável pelo maior número de mortes [Our World in Data, 2022]. Simplificadamente, considera-se MP todo material presente no ar que não é um gás, isto é, partículas em suspensão compostas de sulfatos, nitratos, amônia, cloreto de sódio, carbono orgânico e elementar, poeira mineral, água e etc. O MP varia em quantidade, tamanho, formato e composição química, sendo mensurado em concentração de massa de partículas de diâmetro menor que 1  $\mu m$  até 10  $\mu m$  [Liu et al., 2019]. Quanto menores as partículas inaladas mais profundamente elas adentram no sistema respiratório, podendo chegar aos pulmões e ao sistema circulatório.

O MP geralmente é medido em grandes centros urbanos através de estações de referência de qualidade do ar. No entanto, tais equipamentos possuem alto custo. Dados da Plataforma da Qualidade do Ar, iniciativa da ONG Instituto de Energia e Meio Ambiente (IEMA), mostram que somente oito estados brasileiros monitoram o MP10 ( $10~\mu m$ ) e quatro destes monitoram o MP2,5 ( $2,5~\mu m$ ), principalmente em suas regiões metropolitanas. O estado do Paraná, por exemplo, possui apenas seis estações fora da região metropolitana da capital Curitiba.

Grande parte dos sensores de baixo custo de material particulado (MP-BC) baseiam-se no princípio de dispersão da luz no qual um laser é induzido quando há a entrada de partículas na área de detecção do sensor. Então, através de um fotodetector, é possível obter um sinal elétrico que é afetado pela massa da partícula detectada [N. Genikomsakis et al., 2018; Shandong Nova Fitness Co., 2015]. Apesar de sensores MP-BC serem considerados alternativas viáveis para a realização de medidas [Morawska et al., 2018], restam desafios que incluem exatidão, confiabilidade, repetibilidade e calibração [Concas et al., 2021; Kosmopoulos et al., 2020; Zusman et al., 2020]. Por exemplo, avaliações anteriores de sensores MP-BC revelaram que seus desempenhos pode ser afetado por variáveis como temperatura e umidade relativa do ar. Também não está claro se o desempenho dos sensores avaliados seria o mesmo em todos os ambientes e condições [Kosmopoulos et al., 2020].

Nesse sentido, uma avaliação ampla de sensores MP-BC para o ambiente em que serão utilizados antecede qualquer utilização prática do sensor. Assim, este trabalho objetiva avaliar o impacto da temperatura e da umidade relativa do ar em cinco diferentes sensores MP-BC em uma cidade de médio porte do interior do Paraná. Os resultados foram comparados com as leituras de um monitor portátil de MP PDR1500, equipamento comercial de referência. Foram calculadas a linearidade e a correlação entre os sensores de forma a verificar se as leituras dos sensores MP-BC relacionam-se corretamente com variações de MP no ambiente.

As contribuições deste trabalho podem ser assim sumarizadas:

- Comparação e avaliação de cinco diferentes sensores MP-BC frente a um equipamento comercial de referência PDR1500 em um ambiente real durante 4 meses;
- Seleção, dentre os sensores avaliados, de um sensor MP-BC mais adequado para ser empregado em uma estação de baixo custo de qualidade do ar;
- Apresentação de uma metodologia inicial para medição e comparação de sensores MP-BC;
- Disponibilização de uma base de dados aberta das leituras coletadas ¹.

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>Disponível em: https://github.com/afpastorio/PM-Sensors-Data

A metodologia empregada servirá de base para futuros estudos de calibração e seleção de sensores MP-BC para integrar uma estação de monitoramento de baixo custo da qualidade do ar no contexto do projeto EnvCity [Martins, 2022], financiado pela Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP), processo nº 2020/05135-5. O projeto visa desenvolver uma rede de monitoramento da qualidade do ar e da água utilizando sensores de baixo custo, com transmissão de dados em tempo real através de uma rede de comunicação LoRaWAN [Camargo, Spanhol, & Castro e Souza, 2021], alinhando-se ao conceito de cidades inteligentes.

O restante deste trabalho está organizado da seguinte forma. Na Seção 2 são apresentados os trabalhos relacionados a sensores MP-BC. A metodologia utilizada é apresentada na Seção 3. Já na Seção 4 os resultados obtidos são mostrados e analisados. Por fim, a conclusão e trabalhos futuros são apresentados na Seção 5.

## 2. Trabalhos Relacionados

Esta seção apresenta os trabalhos relacionados ao uso de sensores de baixo custo da qualidade do ar como alternativa a estações tradicionais de qualidade do ar.

Seis estações simples de monitoramento de MP2,5 foram avaliadas no período de um ano por [Bulot et al., 2019]. Cada estação é composta pelos sensores PMS5003, PMS7003, HPMA115S0 e OPCN2. Estas estações foram colocadas em escolas de Southampton, uma grande cidade do Reino Unido. As leituras dos sensores MP-BC foram então comparados com estações de referência presentes na cidade. Aplicou-se uma metodologia de seleção de dados que leva em consideração a similaridade das medidas entre os sensores. Foi identificado que a correlação dos sensores com as medidas de referência aumenta com maiores concentrações de MP. O PMS7003 alcançou o maior coeficiente de Pearson, 0,88. O estudo conclui que sensores MP-BC são adequados para aumentar a cobertura de monitoramento de MP na área urbana, permitindo informar a população sobre a qualidade do ar.

Em um estudo semelhante na mesma cidade, [Johnston et al., 2019] avaliaram a qualidade do ar usando seis estações, cada uma equipada com quatro sensores MP-BC. As estações foram instalados em escolas e utilizam uma infraestrutura de LoRaWAN para conectividade. Os resultados obtidos foram comparados com estações de qualidade do ar operadas pelo governo. O estudo concluiu que sensores MP-BC são viáveis para monitorar a qualidade do ar e detectar tendências de MP.

Com o objetivo de avaliar o funcionamento do sensor de MP2,5 SDS011 em um ambiente real [Liu et al., 2019] foram dispostas três unidades dos sensores ao lado de uma estação de referência funcionando durante um período de quatro meses. Foram aplicados métodos de calibração baseados em aprendizado de máquina. Ao considerar a temperatura e umidade do ambiente para realizar a correção das medidas, o coeficiente de determinação  $(R^2)$  aumentou em todos os 3 sensores. Os resultados das três unidades foram semelhantes, apresentando alta linearidade com as medidas oficiais. Além disso, a umidade relativa acima de 80% afetou negativamente a resposta do sensor.

[Sayahi, Butterfield, & Kelly, 2019] avaliam os sensores MP-BC PMS1003 e PMS5003 junto a duas estações de monitoramento de qualidade do ar, *Thermo Partisol 2025i Sequential Air Sampler* e TEOM 1405-F. O trabalho também aborda a construção

de modelos de ajuste entre os sensores MP-BC com o TEOM. Os resultados mostraram que as leituras de MP10 apresentaram baixa correlação com os equipamentos de referência, atingindo um  $R^2$  de até 0,001 quando comparado ao amostrador de ar. Com os modelos de ajuste, os coeficientes de determinação aumentaram.

Uma abordagem de predição de MP foi realizada em [Sachetti, Cussuol, Nogueira, & Mota, 2021], em que os autores utilizaram uma *Long Short-Term Memory Recurrent Neural Network* (LSTM-RNN). Com tal fim, foi realizada a avaliação do sensor de baixo custo DSM501 da *Samyoung* junto de uma estação de referência. As medidas apresentadas durante a validação mostraram erro médio de 0,53. Aplicando a LSTM para prever a concentração de MP nos 5 minutos seguintes, foram obtidos um erro médio absoluto de 0,5166 e um erro médio quadrático de 1,0116.

Todos os trabalhos apresentaram uma estratégia semelhante: coleta de dados dos sensores MP-BC junto de um equipamento de referência. A maior parte dos trabalhos aborda o monitoramento de MP2,5. Quando o MP10 é alvo do estudo, os resultados mostram que as medidas obtidas pelos sensores MP-BC são piores quando comparadas com MP2,5. No geral, é comum o uso de técnicas para melhorar as leituras dos sensores MP-BC, seja por algoritmos de calibração ou pela manipulação do conjunto de dados. A Tabela 1 sumariza os trabalhos relacionados, sendo a última linha relativa a este trabalho.

Trabalho	Partícula	Sensores	Período	País
[Bulot et al., 2019]	MP2,5	PMS5003, PMS7003, HPMA115S0 e OPCN2	9 meses	Reino Unido
[Johnston et al., 2019]	MP2,5	OPCN2, PMS5003, PMS7003 e HPMA115S0	8 meses	Reino Unido
[Liu et al., 2019]	MP2,5	SDS011	4 meses	Noruega
[Sayahi et al., 2019]	MP2,5/10	PMS1003 e PMS5003	12 meses	EUA
[Sachetti et al., 2021]	MP2,5	DSM501	24 horas	Brasil
Este trabalho	MP10	SDS011, SDS018, HPMA115S0, PMS7003 e MIX6070	4 meses	Brasil

Tabela 1. Trabalhos relacionados a avaliação de sensores MP-BC.

#### 3. Materiais e Métodos

Os materiais e métodos adotadas por este trabalho são apresentados nesta seção. São destacados os sensores e sua programação, a coleta e tratamento dos dados sensoriados, bem como as métricas de avaliação.

## 3.1. Sensores de Baixo Custo e Equipamentos de Referência

Foram selecionados 5 sensores MP-BC: SDS011 e SDS018 da *NovaFitness*, HPMA115S0 da *Honeywell*, PMS7003 da *Plantower* e MIX6070 da *Mixsen*. Tais sensores custam em torno de 20 dólares e funcionam pelo princípio de espalhamento da luz. São sensores ópticos que detectam partículas conforme elas passam por um feixe de laser.

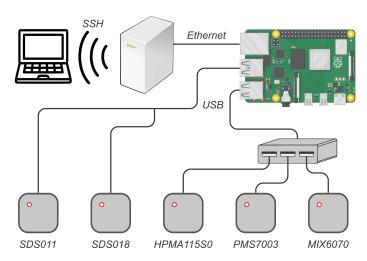


Figura 1. Esquema geral da conexão do Raspberry Pi com os sensores MP-BC.

Os sensores considerados utilizam o protocolo *Universal Asynchronous Receiver/Transmitter* (UART) para comunicação, transmitindo os valores de concentração de MP. Dessa forma, através de um *Raspberry Pi 4*, com auxílio de um expansor USB e conversores serial-USB, foi possível coletar as medidas de todos os sensores (Figura 1). Um sensor DHT22 também foi adicionado ao conjunto para permitir analisar o impacto da temperatura e da umidade nas medidas.

Como equipamento de referência, foi utilizado o PDR1500 da *Thermo Scientific*. Apesar do PDR1500 não ser um equipamento de alta precisão, sendo um sensor óptico, ele possui um custo mais acessível quando comparado a sensores mais precisos. Também já foi avaliado em laboratório apresentando resultados similares ao *Tapered Element Oscillating Microbalance* (TEOM) [Zhang, Marto, & Schwab, 2018; Moreira et al., 2018].

A Tabela 2 apresenta uma comparação entre os sensores. Destaca-se o custo, alcance de detecção de MP e resolução da medida. Nota-se a significativa diferença de custo entre os cinco primeiros sensores listados e os dois últimos equipamentos de referência. As demais especificações técnicas são semelhantes.

Tabela 2. Comparação entre sensores de material particulado.

Sensor	Preço (US\$)	Detecção	Resolução
SDS011		MD2 5/10	$0.1 \ ug/m^3$
SDS018	• •	MP2,5/10	
HPMA115S0	20		
PMS7003		MP1,0/2,5/10	$1 ug/m^3$
MIX6070		1111 1,0/2,5/10	
PDR1500	1.500	MP1,0 a MP10	$0.1 \ ug/m^3$
TEOM 1405	30.000	WIF 1,0 a WIF 10	0,1 49/111

## 3.2. Coleta de Dados

A coleta de dados consistiu em monitorar a medida do MP10 com os sensores MP-BC e PDR1500. A disposição dos sensores no local de coleta pode ser vista na Figura 2, estando os sensores de MP-BC à esquerda do equipamento PDR1500. O PDR1500 foi utilizado como equipamento de referência por cerca de 4 meses, de 23/09/21 a 19/01/22, realizando leituras a cada minuto. Já os sensores MP-BC coletaram medidas a cada 30 segundos. Calculou-se a média horária para comparação entre os sensores.



Figura 2. Local da coleta de dados.

## 3.3. Tratamento dos Dados

Primeiramente, para garantir a uniformidade do *dataset*, foram retirados os valores nulos produzidos por eventuais falhas do sensor, causadas por mal contato ou mesmo interrupção de energia elétrica. Após a retirada dos valores nulos foi realizada uma análise da linearidade entre os sensores MP-BC, para identificar se apresentavam respostas semelhantes. Em seguida, foi realizada uma análise do impacto da temperatura e umidade na resposta dos sensores, verificando como estas variáveis afetavam as concentrações de MP. A partir desta análise os conjunto de dados foi sendo filtrado pelos valores críticos de temperatura e umidade, acompanhando se ocorreu melhora na resposta.

# 3.4. Métricas de avaliação

Como métricas de avaliação dos modelos são destacadas os coeficientes de determinação  $(R^2)$  e de Pearson, o erro médio absoluto (MAE) e o quadrático (MSE). O  $R^2$  é uma medida estatística que indica o quão bem uma medida explica a variabilidade dos dados, i.e., uma métrica de quão próximo os dados estão da linha de regressão ajustada. Aqui o  $R^2$  pode chegar no máximo em 1, sendo que, em geral, quanto maior o  $R^2$  mais explicada é uma variável pela outra. Formalmente, dado um conjunto de n valores  $y_1, \ldots, y_n$  associados a n valores preditos  $f_1, \ldots, f_n$ , tem-se os resíduos  $e_i = y_i - f_i$ , sendo  $\bar{y}$  a média dos dados observados, a definição de  $R^2$  é dada pela Eq. 1.

MAE (Eq. 2) e MSE (Eq. 3) são medidas de erro, sendo MAE é uma medida mais robusta para dados com *outliers*, já que no MSE valores discrepantes causam um impacto maior.

$$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} y_i$$
  $R^2 = 1 - \frac{\sum_i e_i^2}{\sum_i (y_i - \bar{y})^2}$  (1)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i}^{n} |e_i| \tag{2}$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i}^{n} e_i^2 \tag{3}$$

O coeficiente de Pearson mostra como as variáveis estão linearmente relacionadas. Dado que  $x_i$  e  $y_i$  são os i-ésimos pontos amostrais,  $\bar{x}$  e  $\bar{y}$  as médias amostrais de x e y, tem-se a Eq. 4:

$$Pearson = \frac{\sum_{i} (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i} (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i} (y_i - \bar{y})^2}}$$
(4)

#### 4. Resultados

Nesta seção são sumarizados os resultados experimentais. Primeiramente são exibidos os resultados da análise exploratória do conjunto de dados, avaliando-se a quantidade, a cobertura e a linearidade entre os sensores MP-BC e o equipamento de referência. Em seguida são apresentados os resultados das leituras quando aplicados filtros aos dados, destacando-se as métricas e gráficos das concentrações de MP.

#### 4.1. Análise dos Dados Brutos

A Figura 3 apresenta a correlação entre os sensores MP-BC. Os gráficos contêm as concentrações de MP10 de cada sensor, o coeficiente linear de *Pearson* e uma linha 1 por 1 como referência. Percebe-se que em todos os sensores existem pontos dispersos da linha de referência, mas na maioria dos sensores a relação linear é alta. Exceto o HPMA, que apresenta o comportamento mais distinto com relação aos demais.

A série temporal resultante da coleta de dados pode ser vista na Figura 4. Os gráficos apresentam as concentrações de MP10 de cada sensor, temperatura e umidade relativa do ar. É visível que as concentrações reportadas pelos sensores MP-BC diferem das medidas do PDR, por vezes medindo concentrações muito superiores ao PDR, como no caso do HPMA e do MIX. Observando a umidade, percebe-se a presença de valores elevados no início da coleta de dados, atingindo valores de até 90%. Neste momento, a maioria dos sensores MP-BC mediram altas concentrações de MP10.

Comparando os sensores MP-BC com o PDR1500 na Figura 5, percebe-se que as medidas obtidas dos sensores MP-BC não acompanham as do PDR. Em alguns momentos os sensores MP-BC estacionam em certos valores, enquanto que o PDR varia. Este comportamento foi evidenciado durante a coleta de dados, quando o valor medido pelo sensor MP-BC viria a mudar somente quando ocorresse a sua reinicialização.

Analisando as métricas dos sensores MP-BC comparados com o PDR1500 na Tabela 3, o HPMA e o PMS mostraram maior linearidade, porém o MSE do HPMA

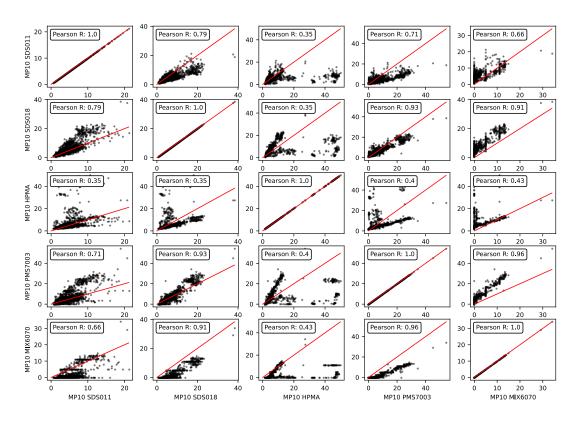


Figura 3. Comparação entre os sensores MP-BC.

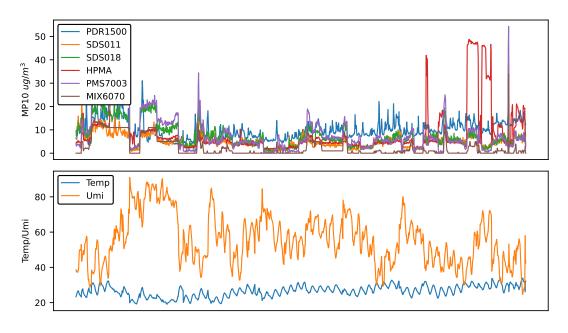


Figura 4. Concentração de MP10 dos sensores MP-BC e PDR1500 e temperatura e umidade.

encontra-se muito elevado, indicando que suas medidas divergem em alta escala do PDR. Com uma linearidade um pouco menor, o SDS018 obteve os melhores valores de MAE e MSE.

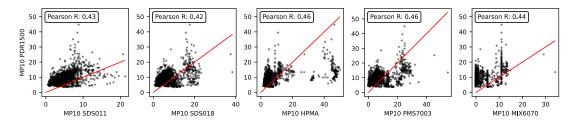


Figura 5. Comparação dos sensores MP-BC com o PDR1500.

Tabela 3. Resultados da análise dos dados em comparação com o PDR1500.

Sensor	Pearson R	$\mathbb{R}^2$	MAE	MSE
SDS011	0,431	-0,881	5,156	40,217
SDS018	0,419	-0,632	4,913	34,91
HPMA115S0	0,459	-4,061	6,725	108,237
PMS7003	0,459	-1,211	5,703	47,291
MIX6070	0,437	-2,663	7,846	78,345

De forma a verificar se a temperatura e a umidade impactaram nas medidas do PDR, a Figura 6 apresenta um mapa de calor da concentração de MP10 com relação a temperatura e umidade do ambiente. Nos pontos próximos aos 30°C as concentrações de MP10 foram maiores. Já em altas umidades ocorre o oposto. As mesmas características não são observadas nos sensores MP-BC, como pode ser visto na Figura 7, onde verificase que para valores de umidade próximos de 80% as concentrações de MP aumentam.

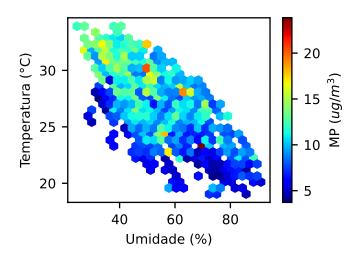


Figura 6. Concentração de MP por temperatura e umidade do PDR1500.

Verificando os pontos com maior erro na Figura 8, é notável que todos os sensores apresentaram erros positivos grandes quando a temperatura foi maior que 30°C. No SDS018, PMS7003 e MIX6070 (que apontaram crescimento da concentração de MP em umidade elevada) percebe-se que o erro foi negativo. É um indicativo de a umidade fez com que os sensores superestimassem essa medida.

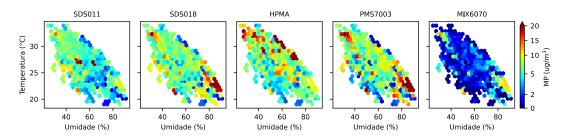


Figura 7. Concentração de MP pela temperatura e umidade nos sensores MP-BC.

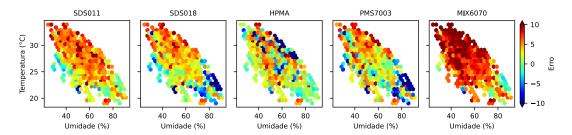


Figura 8. Erro entre sensores MP-BC e PDR1500 com relação a temperatura e umidade.

## 4.2. Remoção dos Pontos Críticos

MIX6070

Como visto anteriormente, as leituras dos sensores MP-BC sofreram impacto da temperatura e da umidade. Buscando uma melhora nos resultados foram aplicados filtros aos dados. A estratégia consiste em retirar da amostra os pontos de maior temperatura e umidade de forma gradativa, avaliando se as métricas apresentavam melhoria.

Dessa forma, retirando-se do conjunto de dados os pontos em que a umidade foi maior do que 80% tem-se os valores apresentados na Tabela 4. Nesta etapa, 16% do conjunto de dados foi retirado da amostra, resultando em um aumento na linearidade dos sensores MP-BC com o PDR1500, assim como incremento no MAE e MSE.

Sensor	Pearson R	R <sup>2</sup>	MAE	MSE
SDS011	0,448	-0,912	5,314	41,947
SDS018	0,488	-0,504	4,782	32,982
HPMA115S0	0,46	-4,203	7,012	114,115
PMS7003	0,508	-1,032	5,528	44,567

-2,729

8,103

81,788

0,495

Tabela 4. Retirada dos pontos acima de 80% de umidade relativa do ar.

Filtrando os dados para umidades menores que 70%, limite de umidade relativa do ar de trabalho para o SDS011 e SDS018 [Shandong Nova Fitness Co., 2015], as métricas sofreram uma leve melhora, como pode ser visto na Tabela 5. Já ao retirar amostras em que a temperatura acima de 30°C e 28°C, e umidade foi maior do que 60% não foi observada melhora. Mas ao combinar a retirada de pontos acima de 28°C e de 70% de umidade os resultados se mostraram superiores Tabela 6.

Graficamente estes resultados podem ser visualizados nas Figuras 9 e 10. Pela Figura 9 percebe-se que os pontos de alta umidade não estão mais presentes e os sensores

Tabela 5. Retirada dos pontos acima de 70% de umidade relativa do ar.

Sensor	Pearson R	$\mathbb{R}^2$	MAE	MSE
SDS011	0,443	-0,998	5,506	44,325
SDS018	0,539	-0,509	4,779	33,482
HPMA115S0	0,477	-4,141	7,152	114,046
PMS7003	0,554	-1,002	5,5	44,404
MIX6070	0,538	-2,962	8,501	87,884

Tabela 6. Retirada dos pontos acima de 28 °C de temperatura e 70% de umidade relativa do ar.

Sensor	Pearson R	$\mathbb{R}^2$	MAE	MSE
SDS011	0,432	-1,054	4,934	33,378
SDS018	0,554	-0,442	4,061	23,431
HPMA115S0	0,629	-3,55	5,87	73,92
PMS7003	0,573	-1,21	4,899	35,911
MIX6070	0,588	-3,105	7,494	66,691

MP-BC apresentam dados similares. Com exceção do MIX6070, que mostra uma grande quantidade de pontos de concentrações baixas. Analisando a Figura 10, o número de pontos com erro alto diminuiu na maioria dos sensores, mas ainda estão presentes nas leituras do MIX6070.

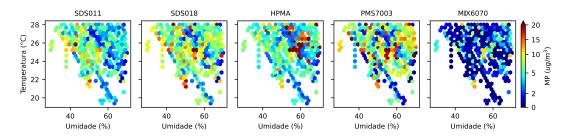


Figura 9. Concentração de MP pela temperatura e umidade nos sensores MP-BC com a retirada de pontos críticos.

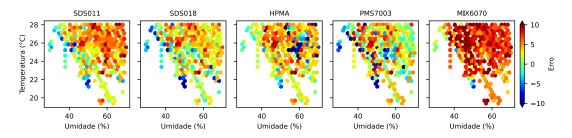


Figura 10. Erro entre sensores MP-BC e PDR1500 com relação a temperatura e umidade com a retirada de pontos críticos.

As Figuras 11 e 12 apresentam de forma gráfica o resultado da filtragem dos dados. Quando comparada com a Figura 5 percebe-se que a retirada dos pontos críticos

de temperatura e umidade aproximou as medidas de MP10 à linha de referência. Já na Figura 12 é mostrada a série temporal das concentrações de MP10 obtidas dos sensores MP-BC e do PDR1500, junto da temperatura e umidade do ar. Nota-se que as leituras dos sensores MP-BC muitas vezes acompanham as leituras do PDR. Já em picos de umidade, as concentrações de MP medidas pelos sensores MP-BC tendem a subir, mas com a filtragem dos dados esse comportamento é suprimido.

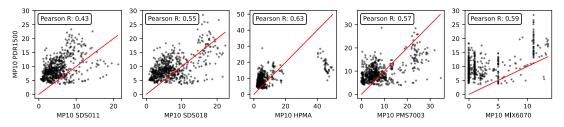


Figura 11. Comparação entre os sensores MP-BC com o PDR1500 com a retirada dos pontos acima de 28 ℃ e 70% de umidade.

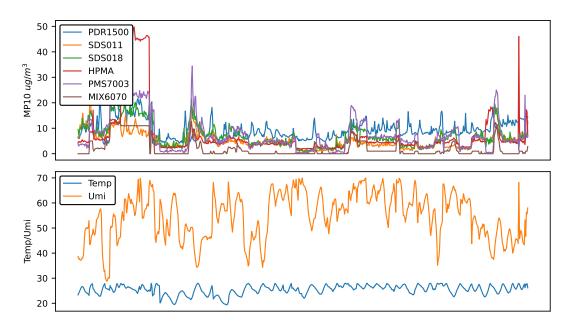


Figura 12. Concentração de MP10 dos sensores MP-BC e PDR1500 e temperatura e umidade com a retirada de pontos críticos.

## 5. Conclusão

Este trabalho avaliou 5 sensores MP-BC junto a um equipamento de referência PDR1500. Os valores obtidos com os sensores MP-BC apresentaram comportamento semelhante entre si, mas baixa correlação com os valores do equipamento de referência. A análise dos dados identificou que pontos de maior erro encontravam-se em extremos de temperatura e umidade. Buscando um conjunto de dados com maior relação linear e menor erro com o equipamento de referência, os dados extremos de temperatura e umidade foram retirados do conjunto de leituras. Quando é realizada a filtragem dos dados os resultados apresentam maior linearidade, MAE e MSE. O  $\mathbb{R}^2$  não mostrou sinais de melhora significativa.

A filtragem dos dados também contribuiu para a correlação entre os sensores MP-BC, principalmente para o HPMA, aumentando a sua linearidade com todos os outros sensores. As melhores métricas foram encontradas quando a temperatura é menor que 28°C e a umidade relativa do ar é menor que 70%.

Combinando as técnicas de seleção de dados com métodos de calibração espera-se obter leituras mais próximas aos equipamentos de referência. Vislumbra-se que sensores MP-BC possam de fato ser usados como alternativa a estações de referência. Neste estudo o sensor que obteve maior linearidade, mesmo com o maior MSE, foi o HPMA. O SDS018 também apresentou resultados positivos atingindo o menor MAE e MSE dentre os sensores avaliados.

A metodologia aplicada mostrou-se promissora. Estudos adicionais consistem na aplicação da metodologia de seleção de dados para calibrar os sensores MP-BC. Os dados filtrados podem servir de entrada para um modelo de aprendizado de máquina. Aprendizado de máquina vem sido bastante estudado no contexto de calibração, mas poucos trabalhos realizam a análise do impacto da temperatura e umidade nas medidas, como é feito por [Liu et al., 2019]. Demais trabalhos futuros incluem a análise do impacto de partículas MP2,5 (menor tamanho) nas medidas de MP10, assim como a calibração de MP2,5. As leituras podem ainda considerar dados de períodos mais longos para que envolvam outras estações do ano.

# 6. Agradecimentos

Agradecimentos à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP), processos nº 2021/08484-3 e 2020/05135-5, pelo financiamento da pesquisa.

## Referências

- Bulot, F. M. J., Johnston, S. J., Basford, P. J., Easton, N. H., Apetroaie-Cristea, M., Foster, G. L., ... Loxham, M. (2019). Long-term field comparison of multiple low-cost particulate matter sensors in an outdoor urban environment. *Scientific Reports*, *9*(1). doi: 10.1038/s41598-019-43716-3
- Camargo, E. T., Spanhol, F. A., Castro e Souza, A. R. (2021, 10). Deployment of a lorawan network and evaluation of tracking devices in the context of smart cities. *Journal of Internet Services and Applications*, *12*(8), 1–24. doi: 10.1186/s13174 -021-00138-7
- Concas, F., Mineraud, J., Lagerspetz, E., Varjonen, S., Liu, X., Puolamäki, K., ... Tarkoma, S. (2021, may). Low-cost outdoor air quality monitoring and sensor calibration: A survey and critical analysis. *ACM Transactions on Sensor Networks*, 17(2). doi: 10.1145/3446005
- Johnston, S. J., Basford, P. J., Bulot, F., Apetroaie-Cristea, M., Easton, N., Davenport, C., ... Cox, S. J. (2019). City scale particulate matter monitoring using lorawan based air quality iot devices. *Sensors*(209). doi: 10.3390/s19010209
- Kosmopoulos, G., Salamalikis, V., Pandis, S., Yannopoulos, P., Bloutsos, A., Kazantzidis, A. (2020). Low-cost sensors for measuring airborne particulate matter: Field evaluation and calibration at a south-eastern european site. *Science of The Total Environment*, 748, 141396. doi: 10.1016/j.scitotenv.2020.141396

- Landrigan, P. J., Fuller, R., Acosta, N. J., Adeyi, O., Arnold, R., Baldé, A. B., ... others (2018). The lancet commission on pollution and health. *The lancet*, *391*(10119), 462–512.
- Liu, H.-Y., Schneider, P., Haugen, R., Vogt, M. (2019). Performance assessment of a low-cost pm2.5 sensor for a near four-month period in oslo, norway. *Atmosphere*, 10(2). doi: 10.3390/atmos10020041
- Martins, L. D. (2022). Development of environmental quality monitoring network in smart cities envcity. Disponível em: https://bv.fapesp.br/en/auxilios/108005/development-of-environmental-quality-monitoring-network-in-smart-cities-envcity/
- Morawska, L., Thai, P. K., Liu, X., Asumadu-Sakyi, A., Ayoko, G., Bartonova, A., ... Williams, R. (2018). Applications of low-cost sensing technologies for air quality monitoring and exposure assessment: How far have they gone? *Environment International*, 116, 286-299. doi: 10.1016/j.envint.2018.04.018
- Moreira, C. A., Squizzato, R., Beal, A., de Almeida, D. S., Rudke, A. P., Ribeiro, M., ... Martins, L. D. (2018). Natural variability in exposure to fine particles and their trace elements during typical workdays in an urban area. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 63, 333-346. doi: 10.1016/j.trd.2018.06.010
- N. Genikomsakis, K., Galatoulas, N.-F., I. Dallas, P., Candanedo Ibarra, L. M., Margaritis, D., S. Ioakimidis, C. (2018). Development and on-field testing of low-cost portable system for monitoring pm2.5 concentrations. *Sensors*, 18(4). doi: 10.3390/s18041056
- Our World in Data. (2022). *Data review: How many people die from air pollution?*Disponível em: https://ourworldindata.org/data-review-air-pollution-deaths
- Sachetti, L., Cussuol, E., Nogueira, J., Mota, V. (2021). pmsensing: Uma rede de sensoriamento participativo para monitoramento preditivo de material particulado. In *Anais do v workshop de computação urbana* (pp. 168–181). Porto Alegre, RS, Brasil: SBC. Disponível em: https://sol.sbc.org.br/index.php/courb/article/view/17112
- Sayahi, T., Butterfield, A., Kelly, K. (2019). Long-term field evaluation of the plantower pms low-cost particulate matter sensors. *Environmental Pollution*, 245, 932-940. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0269749118316129 doi: https://doi.org/10.1016/j.envpol.2018.11.065
- Shandong Nova Fitness Co., L. (2015, 10). Laser pm2.5 sensor specification (No. V1.3). WHO. (2022). Air pollution. Disponível em: https://www.who.int/health-topics/air-pollution#tab=tab\_1
- Zhang, J., Marto, J. P., Schwab, J. J. (2018). Exploring the applicability and limitations of selected optical scattering instruments for pm mass measurement. *Atmospheric Measurement Techniques*, 11(5), 2995–3005. doi: 10.5194/amt-11-2995-2018
- Zusman, M., Schumacher, C. S., Gassett, A. J., Spalt, E. W., Austin, E., Larson, T. V., ... Sheppard, L. (2020). Calibration of low-cost particulate matter sensors: Model development for a multi-city epidemiological study. *Environment International*, 134, 105329. doi: 10.1016/j.envint.2019.105329