



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CENTRO TECNOLÓGICO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA AMBIENTAL

Bianca Meotti

**INCLUSÃO DAS CARACTERÍSTICAS DA VIA E DA CATEGORIA VEICULAR NA
DESAGREGAÇÃO ESPACIAL DAS EMISSÕES VEICULARES**

Florianópolis

2023

Bianca Meotti

**INCLUSÃO DAS CARACTERÍSTICAS DA VIA E DA CATEGORIA VEICULAR NA
DESAGREGAÇÃO ESPACIAL DAS EMISSÕES VEICULARES**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Ambiental da Universidade Federal de Santa Catarina para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Ambiental.

Orientador: Prof. Leonardo Hoinaski, Dr.
Coorientador: Sergio Alejandro Ibarra Espinosa, Dr.

Florianópolis

2023

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Meotti, Bianca

INCLUSÃO DAS CARACTERÍSTICAS DA VIA E DA CATEGORIA
VEICULAR NA DESAGREGAÇÃO ESPACIAL DAS EMISSÕES VEICULARES /
Bianca Meotti ; orientador, Leonardo Hoinaski,
coorientador, Sergio Alejandro Ibarra Espinosa, 2023.
76 p.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Santa
Catarina, Centro Tecnológico, Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Ambiental, Florianópolis, 2023.

Inclui referências.

1. Engenharia Ambiental. 2. Poluição atmosférica. 3.
Emissões veiculares. 4. Desagregação espacial. 5. Precisão
espacial. I. Hoinaski, Leonardo. II. Espinosa, Sergio
Alejandro Ibarra. III. Universidade Federal de Santa
Catarina. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Ambiental.
IV. Título.

Bianca Meotti

**INCLUSÃO DAS CARACTERÍSTICAS DA VIA E DA CATEGORIA VEICULAR NA
DESAGREGAÇÃO ESPACIAL DAS EMISSÕES VEICULARES**

O presente trabalho em nível de mestrado foi avaliado e aprovado por banca examinadora, em 21/07/2023, composta pelos seguintes membros:

Prof. Pedro Luiz Borges Chaffe, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina

Profa. Maria de Fatima Andrade, Dra.
Universidade de São Paulo

Certificamos que esta é a **versão original e final** do trabalho de conclusão que foi julgado adequado para obtenção do título de mestre em Engenharia Ambiental.

Profa. Alexandra Rodrigues Finotti, Dra.
Coordenação do Programa de Pós-Graduação

Prof. Leonardo Hoinaski, Dr.
Orientador

Florianópolis
2023

AGRADECIMENTOS

Agradeço à Universidade Federal de Santa Catarina, por me proporcionar ensino público de qualidade durante os anos de graduação e de mestrado. Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), pela bolsa de estudos que tornou o desenvolvimento deste trabalho possível.

Ao meu orientador, Prof. Leonardo Hoinaski, que desde a graduação acreditou em mim, me encorajou e inspirou a estudar sobre os desafios da poluição atmosférica, ciência pela qual tenho imenso prazer em estudar. Por criar um ambiente de trabalho agradável e seguro, pela confiança, incentivo e oportunidade. Pelo incentivo em aprender novas ferramentas e aprimorá-las para a nossa realidade. Por mostrar que sempre podemos fazer mais e melhor. Agradeço também ao meu coorientador Sergio Alejandro Ibarra Espinosa, com o cuidado e auxílio no desenvolvimento do trabalho.

À minha família, em especial, meus pais, Vera e Claudinei. Pelo amor incondicional e por serem os maiores apoiadores nos meus estudos e motivo das minhas conquistas. Às minhas irmãs, Jéssica, Eveline e Alice, e ao meu irmão Gabriel, por serem minha fonte de inspiração e por me apoiarem nas minhas escolhas.

Aos amigos do LCQAr da UFSC, por criar um ambiente de trabalho agradável e cheio de bom humor, por tornar os dias de trabalho mais leves e divertidos, por me auxiliarem com as dúvidas que surgiam ao longo do dia, pela troca de conhecimentos que me fez aprender em cada conversa. Agradeço também aos meus amigos fora da universidade e ao meu noivo Guilherme por me apoiarem e me motivarem a dar o meu melhor, por estarem ao meu lado em todos os momentos. Por nunca me deixarem desistir dos meus objetivos.

Ao Professor Pedro Luiz Borges Chaffe e à Professora Maria de Fatima Andrade pela disponibilidade em fazer parte da banca avaliadora e pelas valiosas contribuições para tornar este trabalho muito melhor.

RESUMO

Os inventários de emissões veiculares de alta resolução espacial são essenciais para desenvolver estratégias eficientes de redução da poluição do ar. No entanto, a escassez de dados restringe o amplo uso de modelos de emissão com alta resolução espacial, principalmente em países em desenvolvimento. O método de desagregação espacial que considera a densidade de vias é utilizado como alternativa para obter resolução espacial refinada das estimativas de emissões veiculares. Contudo, este método de desagregação superestima as emissões em vias de baixo fluxo e subestima as emissões em vias de alto fluxo. Neste sentido, o presente trabalho propõe uma nova metodologia para melhorar a desagregação espacial dos inventários de emissões veiculares, baseando-se em fatores de ponderação que consideram o tipo de via e a categoria veicular. Neste trabalho, foi utilizado dados de emissão veicular em nível de rua referente à três regiões metropolitanas do Brasil para estimar os fatores de ponderação em 63 cidades. A partir destes dados, foi utilizado a proporção do comprimento de vias primárias (vias de alto fluxo) por cidade como variável independente em um Modelo Linear Generalizado (MLG) para prever os fatores de ponderação por cidade. Sendo que quatro modelos foram gerados, um para cada categoria de veículo: automóveis, ônibus, caminhões e pesados. Os resultados mostram que a utilização dos fatores de ponderação melhorou a precisão espacial das emissões veiculares em relação ao método de densidade de vias. Os fatores de ponderação diminuíram o Fractional bias e aumentaram a correlação de Spearman para todas as categorias. O método proposto diminuiu a mediana do Fractional bias nas vias secundárias, minimizando a superestimação das emissões pelo método de densidade de vias. Nas vias primárias, os fatores de ponderação diminuíram o intervalo interquartil do Fractional bias e superestimaram as emissões em menor magnitude enquanto o método de densidade de vias subestimou. Ainda, o método proposto apresentou maior porcentagem de células dentro do critério de aceitabilidade nas vias primárias. Considerando as cidades separadamente, os fatores de ponderação aumentaram a correlação de Spearman e a porcentagem de células dentro do critério de aceitabilidade, enquanto diminuíram o Fractional bias, bias e distância de Hellinger em mais de 50% das cidades. A implementação do método proposto em um domínio no sul do Brasil mostrou que a interconectividade entre as cidades é melhor representada. Além disso, o novo método prevê emissões veiculares mais realistas em rodovias, o que não foi visualizado ao empregar o método de densidade de vias. As emissões veiculares desagregadas foram acopladas em um modelo de qualidade do ar chamado *Community Multiscale Air Quality* (CMAQ) que simula a concentração de poluentes na atmosfera, criando dois cenários: (i) fatores de ponderação e (ii) densidade de vias. Os dois cenários de simulação foram comparados com dados de estação de monitoramento a fim de verificar qual simulação está mais próxima dos dados observados nas estações de monitoramento. Os resultados mostraram que o cenário dos fatores de ponderação diminuiu o erro quando comparado com dados de algumas estações de monitoramento. Em geral, as métricas estatísticas apresentaram similaridades considerando o período de simulação analisado para as concentrações simuladas nos dois cenários. Esses resultados sugerem que a inclusão das características da via e do veículo podem melhorar a resolução espacial das emissões veiculares em escala local e nacional utilizando dados simples que estão disponíveis na maioria dos países em desenvolvimento. Esses resultados sugerem que a inclusão das características da via e do veículo podem melhorar a resolução espacial das emissões veiculares em escala local e nacional utilizando dados simples que estão disponíveis na maioria dos países em desenvolvimento.

Palavras-chave: Emissões veiculares. Desagregação espacial. Precisão espacial. CMAQ. Estações de monitoramento da qualidade do ar.

ABSTRACT

High-resolution spatial inventories of vehicle emissions are essential for developing efficient strategies to reduce air pollution. However, the scarcity of data limits the widespread use of emission models with high spatial resolution, particularly in developing countries. The spatial disaggregation method that considers road density is used as an alternative to obtain refined spatial resolution of vehicle emission estimates. However, this spatial disaggregation method overestimates emissions on low-traffic roads and underestimates emissions on high-traffic roads. In this context, this study proposes a new methodology to improve the spatial disaggregation of vehicle emission inventories, based on weighting factors that consider the road type and vehicle category. In this work, we used data from road-level inventories of three metropolitan areas in Brazil to estimate the weighting factors for 63 municipalities. From these data, we derived a Generalized Linear Model by vehicle category (passenger cars, buses, trucks, and heavy vehicles) to predict the weighting factors using the proportion of primary roads (high flow and highways) length as independent variable. The results show that the use of weighting factors improved the spatial accuracy of vehicle emissions compared to the road density method. Our results reveal that the use of weighting factors improve the disaggregation of vehicular emissions when compared to the traditional road density method. The weighting factors decreased Fractional bias and increased Spearman correlation for all vehicle categories. The proposed method decreased Fractional bias median in secondary roads, minimizing the overestimation of vehicular emissions found by road density method. In primary roads, the weighting factors decreased the Fractional bias interquartile range, slightly overestimating the vehicular emissions, however, in lower magnitude than the road density method underestimate. Moreover, the proposed method showed higher percentage of cells within the acceptance criteria in primary roads. Considering the cities separately, the weighting factors increased the Spearman correlation and the percentage of cells within the acceptance criteria, while decreased Fractional bias, bias and Hellinger distance in up to 50% of the cities. The implementation of weighting factors method into a domain in the south of Brazil showed that the interconnectivity between cities is better represented. Furthermore, the new method predicts more realistic vehicular emissions in highways, which cannot be visualized after employing the road density method. The disaggregated vehicle emissions were incorporated into an air quality model called Community Multiscale Air Quality (CMAQ), which simulates the concentration of pollutants in the atmosphere, creating two scenarios: (i) weighting factors and (ii) road density. The two simulation scenarios were compared with monitoring station data to determine which simulation was closer to the observed data. The results showed that the scenario using weighting factors reduced the error compared to data from some monitoring stations. Overall, the statistical metrics showed similarities considering the analyzed simulation period for the simulated concentrations in both scenarios. These results suggest that the inclusion of road and vehicle characteristics can improve the spatial resolution of vehicle emissions at the local and national scales, using simple data available in most developing countries.

Keywords: Vehicular emissions. Spatial disaggregation. Spatial resolution. CMAQ. Air quality monitoring stations.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Fluxograma dos dados de entrada do modelo Community Multiscale Air Quality (CMAQ).	30
Figura 2. Diagrama das etapas metodológicas.	32
Figura 3. Localização e rede viária dos inventários de emissão veicular das três regiões metropolitanas considerados neste estudo. Nota: FLMA é a Região Metropolitana de Florianópolis, CMA é a Região Metropolitana de Curitiba e SPMA é a Região Metropolitana de São Paulo.	34
Figura 4. Configuração dos domínios para o sistema de modelagem WRF/CMAQ. O domínio externo (d01) possuiu resolução espacial de 20km ² e o domínio d02, que abrange uma parte do sul do Brasil, possui resolução espacial de 4km ² . Os mapas menores mostram em mais detalhes a localização das estações de monitoramento dos Estados do Rio Grande do Sul, Santa Catarina e Paraná.....	39
Figura 5. Valores observados versus valores previstos dos fatores de ponderação (wf) com uma área sombreada representando o fator de dois e o R ² ajustado (R ² adj) dos modelos por categoria de veículo, onde (a) representa os automóveis (PC), (b) representa os ônibus (BUS), (c) representa os caminhões (TRUCKS) e (d) representa a categoria de veículos pesados (HEAVY).	43
Figura 6. Fractional bias, distância de Hellinger e correlação de Spearman entre as emissões de referência e ambos os métodos de desagregação.....	44
Figura 7. Boxplot do Fractional bias e gráfico de dispersão das emissões de CO por tipo de via para (a) PC e (b) HEAVY para cada método de desagregação. A linha diagonal 1:1 no gráfico representa as mesmas emissões para o método de referência e os métodos de desagregação.	45
Figura 8. Boxplot do Fractional bias e gráfico de dispersão das emissões de CO por tipo de via para (a) BUS e (b) TRUCKS para cada método de desagregação. A linha diagonal 1:1 no gráfico representa as mesmas emissões para o método de referência e os métodos de desagregação.	46
Figura 9. Fractional bias das emissões de CO da categoria automóveis (PC) entre as emissões de referência e desagregadas em cada região metropolitana analisada. Notas: RD é o método de densidade de vias; WF é o método de fatores de ponderação; FLMA é a região metropolitana de Florianópolis; CMA é a região metropolitana de Curitiba; SPMA é a região metropolitana de São Paulo; F2 é a porcentagem de células dentro do critério de aceitabilidade; e p é a correlação de Spearman.....	48

Figura 10. Fatores de ponderação preditos nas vias primárias nos municípios do domínio d02 na região Sul do Brasil para as categorias de veículos (a) automóveis, (b) ônibus, (c) caminhões e (d) pesados.	50
Figura 11. Emissões de CO de todas as categorias de veículos no nível municipal do BRAVES (Vasques e Hoinaski, 2021) desagregadas pelos modelos de densidade de vias e fatores de ponderação (Equação 2 usando os parâmetros da Tabela 3), e diferença de emissão de CO entre os dois métodos de desagregação em uma resolução espacial de 4 km ² . Nota: Uma diferença positiva indica uma superestimação do método de fatores de ponderação.	51
Figura 12. Boxplot da correlação de Spearman, Bias, RMSE e MAE resultantes da comparação entre as estações de monitoramento e a simulação do CMAQ para os dois cenários: densidade de vias (RD) e fatores de ponderação (WF).	53
Figura A1. Matriz de correlação dos valores originais das variáveis dependentes e independentes. P-valor menor que 0.05 é indicado pelo *. RP é a proporção do comprimento das vias primárias utilizado como variável independente no Modelo Linear Generalizado; pc é o valor dos fatores de ponderação para a categoria de veículos automóveis; bus é o valor dos fatores de ponderação para a categoria de veículos ônibus; trucks é o valor dos fatores de ponderação para a categoria de veículos caminhões e heavy é o valor dos fatores de ponderação para a categoria de veículos pesados.	63
Figura A2. Análise dos resíduos dos modelos para cada categoria veicular, sendo (a) carros de passageiros, (b) ônibus, (c) caminhões e (d) veículos pesados.	64
Figura A3. Fractional bias das emissões de CO da categoria caminhões (TRUCKS) entre as emissões de referência e desagregadas em cada região metropolitana analisada. Notas: RD é o método de densidade de vias; WF é o método de fatores de ponderação; FLMA é a região metropolitana de Florianópolis; CMA é a região metropolitana de Curitiba; SPMA é a região metropolitana de São Paulo; F2 é a porcentagem de células dentro do critério de aceitabilidade; e p é a correlação de Spearman.	65
Figura A4. Fractional bias das emissões de CO da categoria pesados (HEAVY) entre as emissões de referência e desagregadas em cada região metropolitana analisada. Notas: RD é o método de densidade de vias; WF é o método de fatores de ponderação; FLMA é a região metropolitana de Florianópolis; CMA é a região metropolitana de Curitiba; SPMA é a região metropolitana de São Paulo; F2 é a porcentagem de células dentro do critério de aceitabilidade; e p é a correlação de Spearman.	66
Figura A5. Fractional bias das emissões de CO da categoria ônibus (BUS) entre as emissões de referência e desagregadas em cada região metropolitana analisada. Notas: RD é o método de	

densidade de vias; WF é o método de fatores de ponderação; FLMA é a região metropolitana de Florianópolis; CMA é a região metropolitana de Curitiba; SPMA é a região metropolitana de São Paulo; F2 é a porcentagem de células dentro do critério de aceitabilidade; e ρ é a correlação de Spearman..... 67

Figura A6. Fatores de ponderação preditos nas vias primárias em todos os municípios do Brasil para as categorias de veículos (a) automóveis, (b) ônibus, (c) caminhões e (d) pesados..... 68

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Emissão veicular de CO (kg.h ⁻¹) por tipo de via e categoria veicular referente aos inventários das três regiões metropolitanas consideradas neste estudo. Nota: PC é automóveis, LCV é comerciais leves, MC é motocicletas, BUS é ônibus e TRUCKS é caminhões.....	34
Tabela 2. Estatísticas descritivas dos valores originais das variáveis dependentes (fatores de ponderação por categoria) e das variáveis independentes (proporção do comprimento de estradas principais - RP) dos 63 municípios utilizados como entrada no Modelo Linear Generalizado.....	35
Tabela 3. Coeficientes do Modelo Linear Generalizado (GLM) com os respectivos intervalos de confiança (CI) de 95% e p-valor. Nota: β_0 é o coeficiente intercepto do modelo e β_1 é o coeficiente da variável independente do modelo.....	42
Tabela 4. Erro percentual (%) dos modelos de cada categoria veicular utilizando a análise de validação cruzada sem repetição (Equação 3).....	43
Tabela 5. Porcentagem de municípios (%) em que o método de desagregação por fatores de ponderação melhorou o bias, o Fracional bias, a correlação de Spearman, o critério de aceitabilidade e a distância de Hellinger em comparação com o método de densidade de vias. Os resultados da tabela estão apresentados por categoria de veículo e tipo de via para cada município.....	47
Tabela A1. Fatores de ponderação das vias primárias calculados através da Equação 1 para os poluentes CO, CO ₂ , PM e NO _x por cidade e categoria de veículo.....	69
Tabela A2. Valores médios e a diferença (Δ) do bias, correlação de Spearman, RMSE e MAE para os dois cenários modelados pelo CMAQ comparados com os dados das estações de monitoramento.....	75

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	20
1.1	OBJETIVOS	22
1.1.1	Objetivo Geral	22
1.1.2	Objetivos Específicos	22
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	23
2.1	EMISSIONES VEICULARES	23
2.2	INVENTÁRIO DE EMISSIONES VEICULARES	25
2.3	DESAGREGAÇÃO ESPACIAL DAS EMISSIONES VEICULARES	27
2.4	COMMUNITY MULTISCALE AIR QUALITY (CMAQ).....	29
3	MATERIAIS E MÉTODOS	31
3.1	INVENTÁRIOS DE EMISSÃO DE REFERÊNCIA	32
3.2	MODELO DE FATORES DE PONDERAÇÃO	34
3.3	PRECISÃO ESPACIAL DOS FATORES DE PONDERAÇÃO	36
3.4	IMPLEMENTAÇÃO DOS FATORES DE PONDERAÇÃO NO BRAVES.....	38
3.5	ACOPLAMENTO DAS ESTIMATIVAS DE EMISSIONES VEICULARES DESAGREGADAS NO CMAQ	38
4	RESULTADOS	42
4.1	MODELOS DE FATORES DE PONDERAÇÃO	42
4.2	PRECISÃO ESPACIAL DO MÉTODO DE DESAGREGAÇÃO UTILIZANDO FATORES DE PONDERAÇÃO.....	43
4.3	DESEMPENHO DOS MODELOS DE FATORES DE PONDERAÇÃO NO BRAVES	49
4.4	DESEMPENHO DO ACOPLAMENTO DAS ESTIMATIVAS DE EMISSIONES VEICULARES NO CMAQ.....	51
6	CONCLUSÕES.....	54
	REFERÊNCIAS	56
	APÊNDICE	63

1 INTRODUÇÃO

A emissão veicular é uma das principais fontes de poluição atmosférica em áreas urbanas e está relacionada a problemas de saúde (ANDRADE et al., 2017; CRIPPA et al., 2016; REQUIA et al., 2016). O setor de transporte é responsável por aproximadamente 23% das emissões de dióxido de carbono relacionadas à energia, sendo que 70% das emissões diretas de transporte são provenientes de veículos rodoviários (JARAMILLO et al., 2022). A criação de políticas mais restritivas é uma ação necessária a ser considerada para controlar essa fonte de poluição do ar (CARVALHO et al., 2015; RIBEIRO; RODELLA; HOINASKI, 2022) e para alcançar reduções efetiva de gases de efeito estufa (JARAMILLO et al., 2022).

Os inventários de emissões surgem com o intuito de determinar a quantidade e a distribuição espacial das fontes de emissão, além de auxiliar a estabelecer estratégias eficientes de redução da poluição do ar (UEDA; TOMAZ, 2011). Entretanto, em relação às emissões veiculares, ainda é um desafio determinar a variabilidade espaço-temporal de suas emissões, uma vez que são influenciadas por múltiplos fatores (i. e., tipo de veículo, tipo de combustível, condições ambientais, estrutura viária e forma de condução do veículo) e variam significativamente ao longo do tempo e do local (WANG et al., 2010; ZHANG et al., 2014). Como os dados de monitoramento em tempo real das emissões veiculares são em grande parte indisponíveis, o desenvolvimento de inventários depende da modelagem de estimativas de emissões. No entanto, em países em desenvolvimento, a escassez de dados tem limitado o amplo uso de modelos de emissões, representando um desafio para os planejadores ambientais.

O *BRAzilian Vehicular Emissions inventory Software database* – BRAVES fornece dados de emissões veiculares de múltiplas espécies em alta resolução espacial e temporal no Brasil (HOINASKI et al., 2022; VASQUES; HOINASKI, 2021). O BRAVES desagrega as emissões agregadas por município usando métodos de densidade total de vias. Apesar de o BRAVES ter preenchido as lacunas de dados no Brasil, mostrou-se que o método de densidade de vias utilizado no BRAVES superestima as emissões em vias locais e subestima as emissões em rodovias (TUIA et al., 2007). Ainda, esse método não se demonstrou adequado para áreas urbanas complexas compostas por núcleos interconectados (OSSÉS DE EICKER et al., 2008).

Estudos anteriores avaliaram alternativas para otimizar a desagregação espacial das emissões veiculares (GÓMEZ et al., 2018; SAIDE et al., 2009). Segundo Saide et al. (2009), a aplicação de classificação de contagem de tráfego em Santiago, a capital do Chile, melhora as limitações do método de densidade de vias encontrado em Tuia et al. (2007) e Ossés de Eicker et al. (2008). Ainda, Gómez et al. (2018) destacam a importância de utilizar informações

detalhadas e representativas de contagem de veículo para obter uma melhor representação das emissões veiculares. No entanto, essas metodologias dependem de dados de fluxo de veículo, que são frequentemente limitados na maioria dos municípios de países em desenvolvimento. Portanto, esforços para desenvolver metodologias de desagregação espacial das emissões veiculares que não exijam dados sofisticados ainda são necessários.

Por este motivo, o presente trabalho tem como objetivo geral avaliar o desempenho de um novo método de desagregação de emissões veiculares baseado nas características da via e do veículo comparando-o com o desempenho do método tradicional de densidade de vias. Neste caso, foi utilizado inventários de emissão veicular de alta resolução de três regiões metropolitanas do Brasil para derivar os fatores de ponderação utilizados para desenvolver o método proposto. Com isso, buscou-se responder as seguintes questões: (i) a precisão espacial do método proposto é superior em comparação à precisão espacial do método de densidade de vias?; (ii) a aplicação do novo método de desagregação espacial das emissões veiculares em maior escala apresenta diferença significativa em relação ao método de densidade de vias?; e (iii) as concentrações simuladas utilizando as emissões veiculares desagregadas com o método proposto pode melhorar a correlação e o erro quando comparado com dados de estação de monitoramento?

1.1 OBJETIVOS

1.1.1 Objetivo Geral

Desenvolver um novo método de desagregação de emissões veiculares baseado em fatores de ponderação que consideram as características da via e da categoria veicular.

1.1.2 Objetivos Específicos

- i. Avaliar a precisão espacial do método de fatores de ponderação em escala local;

Hipótese: o método de fatores de ponderação irá minimizar as limitações encontradas pelo método de densidade de vias, i.e., superestimação em vias de baixo fluxo e subestimação em vias de alto fluxo.

- ii. Verificar o desempenho do método de fatores de ponderação em desagregar as emissões veiculares do modelo BRAVES;

Hipótese: A distribuição espacial das emissões veiculares estimadas pelo método de fatores de ponderação será estatisticamente diferente daquelas geradas pelo método de densidade de vias, tornando as emissões em vias de alto fluxo mais evidentes.

- iii. Avaliar o desempenho do acoplamento das emissões veiculares estimadas pelo método de fatores de ponderação no CMAQ em relação aos dados de estações de monitoramento.

Hipótese: O método de desagregação de fatores de ponderação irá aumentar a correlação e diminuir o erro entre os dados de concentração simulados e os dados de estações de monitoramento em comparação com o método de densidade de vias.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 EMISSÕES VEICULARES

As emissões veiculares podem ocorrer pelo escapamento (emissões diretas) ou por natureza evaporativa do combustível, seja durante o uso ou no repouso do veículo (MMA, 2011). A emissão total de escape é representada pela soma das emissões quentes (quando o motor está na temperatura normal de operação) e das emissões de partida a frio (durante a transição de aquecimento do motor). A distinção entre as emissões durante a fase estabilizada "quente" e a fase transitória de "aquecimento" é necessária devido à diferença das emissões do veículo durante essas duas condições. As concentrações de alguns poluentes durante o período de aquecimento do motor são muitas vezes maiores do que durante a operação a quente (EEA, 2016).

As emissões diretas são resultado da combustão de derivados do petróleo como gasolina, diesel, gás liquefeito do petróleo (GLP) e gás natural em motores de combustão interna. O etanol, outro combustível veicular utilizado no Brasil, também é responsável pela emissão de poluentes, porém é um combustível renovável obtido através da fermentação do amido. Contudo, de acordo com (AMARAL et al., 2016) o etanol possui um potencial poluidor menor quando comparado aos combustíveis derivados do petróleo (AMARAL et al., 2016b). Desta forma, a combustão destes combustíveis resulta em emissões dos seguintes poluentes (EEA, 2016):

- Gases causadores de efeito estufa, como CO₂ (dióxido de carbono), CH₄ (gás metano) e N₂O (óxido nitroso);
- Precursores do ozônio, como o CO (monóxido de carbono), NO (monóxido de nitrogênio) e COVNM (compostos orgânicos voláteis não-metânicos);
- Substâncias acidificantes, como NH₃ (amônia) e SO₂ (dióxido de enxofre);
- Hidrocarbonetos (HC);
- Material particulado (MP);
- Metais pesados; e
- Compostos tóxicos, como dioxinas e furanos.

Diversos fatores interferem na quantidade de poluentes emitidos para a atmosfera. Considera-se, de maneira geral, que o tipo de veículo, o combustível utilizado, as condições ambientais e a estrutura viária, além da forma de condução do veículo são fatores importantes a serem considerados (ZHANG et al., 2014).

O crescimento econômico e o incentivo ao consumo das últimas décadas proporcionaram um aumento no número de veículos automotores no mundo inteiro. De 2010 a 2019, a frota veicular do Brasil, por exemplo, sofreu um acréscimo de aproximadamente 43%, passando de 48,5 milhões para 69,5 milhões de veículos. São Paulo é o Estado brasileiro que possui a maior frota veicular e representa aproximadamente 29% da frota total brasileira, seguido por Minas Gerais (11%), Paraná (7%), Rio Grande do Sul (7%), Rio de Janeiro (7%) e Santa Catarina (5%) (AMARAL et al., 2018).

No Brasil, os veículos automotores são classificados conforme a Resolução CONAMA Nº 015/1995. Segundo esta Resolução, os veículos são classificados em: veículo leve de passageiros, veículo leve comercial, veículo com características especiais e veículos pesados. Sendo que os veículos leves de passageiros se caracterizam por possuir massa total máxima de 3856 kg e transportar no máximo 12 passageiros, os veículos leves comerciais se assemelham com os veículos leves de passageiros com a diferença de que além de transportar passageiros também podem transportar cargas. Os veículos com características especiais são os que possuem tração nas quatro rodas, ângulos de ataque, saída e transposição de rampa definidos, e altura livre do solo também definida. Por fim, os veículos pesados podem carregar cargas e/ou passageiros acima de 3856 kg.

Os principais combustíveis utilizados em veículos leves, no Brasil, são o etanol hidratado, a gasolina comum e o gás natural veicular (GNV). Por outro lado, o diesel é o combustível mais utilizado nos veículos pesados (CETESB, 2016). O combustível utilizado nos veículos está associado ao tipo de ignição do motor. Sendo assim, o motor conhecido como Ciclo Otto, abrange os automóveis, motocicletas, e a maioria dos veículos comerciais leves. Contudo, o motor Ciclo Diesel é utilizado predominantemente em veículos pesados como caminhões e ônibus. No ciclo Otto, o combustível é misturado com ar após submeter-se à compressão nos cilindros, e a ignição é iniciada por uma centelha. Já nos motores de ciclo Diesel, a combustão acontece com a autoignição do combustível após a sua injeção e mistura com o ar, devido à compressão no interior dos cilindros. Desta forma, os veículos movidos à gasolina emitem uma quantidade maior de monóxido de carbono (CO) e hidrocarbonetos (HC) quando comparado com automóveis que utilizam diesel, que por sua vez possuem uma maior emissão de óxidos de nitrogênio (NO_x) (FAIZ et al., 1996).

O consumo de combustível está diretamente relacionado com a emissão veicular de poluentes atmosféricos. Sendo que a carga de passageiros, a velocidade de deslocamento, o número de paradas, a inclinação do terreno e a frequência das interrupções no tráfego afetam o consumo de combustível (ANG; FWA, 1989). A análise quantitativa dos efeitos desses fatores

sobre o consumo de combustível é necessária para desenvolver métodos e estratégias visando a previsão do consumo de combustível e a economia de combustível.

Além disso, a deterioração dos veículos é um importante fator de interferência nas emissões, visto que os veículos mais novos apresentam tecnologias do uso de combustíveis mais eficientes e conseqüentemente uma menor emissão de poluentes. Com o passar do tempo os mecanismos de controle de emissão presentes nos automóveis, como o catalisador, deterioram devido a intensidade de uso (SPITZLEY et al., 2005). Uma forma de mitigação é a implantação de Programas de Inspeção e Manutenção para Veículos Automotores em Uso – I/M, que possui como objetivo averiguar as condições de segurança, o controle de emissão de poluentes e ruídos de forma periódica estabelecidas pelo CONTRAN para os itens de segurança e pelo CONAMA no que se refere a emissão de poluentes e ruídos (BRASIL, 1997). Apesar do Programa I/M estar previsto desde 1997 no Código de Trânsito Brasileiro, somente após 20 anos, através da Resolução CONTRAN nº 716/2017, foi regulamentado a forma e as condições de implantação do programa I/M previsto a obrigatoriedade em 31 de dezembro de 2019.

No Brasil há uma variação na distribuição da taxa de internações por doenças cardiorrespiratórias, com maiores taxas no Nordeste, Centro-Oeste Sudeste e Sul; e menores taxas no Norte. Essa distribuição foi fortemente associada às emissões veiculares visto que as regiões Nordeste, Centro-Oeste Sudeste e Sul possuem as maiores densidades rodoviárias e populacionais, além de possuir aproximadamente 85% da frota nacional. Entretanto, o PIB foi o fator preponderante para determinação do risco de doença cardiovascular relacionada às emissões veiculares, sendo que os municípios com menor PIB representaram os maiores riscos à saúde. A disparidade de acesso à saúde também pode influenciar na relação entre emissões veiculares e doenças cardiorrespiratórias no Brasil (REQUIA et al., 2016).

2.2 INVENTÁRIO DE EMISSÕES VEICULARES

A construção de inventários de emissão baseia-se na aplicação de métodos matemáticos, que tem como função quantificar e classificar as informações necessárias acerca dos poluentes emitidos ao ar (PARRISH, 2006). Atualmente, existem diversas metodologias para realizar a estimativa de emissões veiculares. Contudo, para estabelecer estratégias eficientes de redução de emissão é necessário informações de emissão com resolução espacial e temporal adequadas.

O *Emissions Database for Global Atmospheric Research* – EDGAR é um inventário de emissão global que estima as emissões anuais por setor de origem para gases precursores de

ozônio (CO, NO_x, NMVOC, CH₄), gases ácidos (NH₃, NO_x e SO₂) e material particulado (MP₁₀ e MP_{2.5}, BC e OC). Além de emissões totais, o EDGAR fornece mapas de emissões com resolução espacial de 0.1°×0.1° e resolução temporal anual e mensal (CRIPPA et al., 2019). O EDGAR não compete com inventários nacionais de transporte rodoviário no que diz respeito à precisão e representatividade, mas estima as emissões do transporte rodoviário de forma consistente e comparável para todos os países do mundo (CRIPPA et al., 2016). O modelo EDGAR não considera todos os processos de emissão veiculares como as emissões não exaustivas de partida a frio, veículos superemissões, ressuspensão de poeira de estrada e desgaste de pneus e freios. Além disso, nas regiões em que não há dados disponíveis, o EDGAR utiliza dados como fator de emissão internacionais para modelar as emissões destas regiões, o que pode ser fontes de incertezas significativas e limitar o uso no suporte de decisões (MADRAZO et al., 2018; SOLAZZO et al., 2021).

O *Vehicle Emissions Inventory* – VEIN foi elaborado principalmente para países em desenvolvimento para calcular emissões veiculares de alta resolução espacial e temporal, possibilitando a extrapolação dos dados de tráfego por hora a nível de vias (IBARRA-ESPINOSA et al., 2020). O VEIN calcula as emissões de exaustão (quente e frio) e evaporativas considerando os fatores de deterioração dos veículos. Este modelo foi desenvolvido em linguagem R® e utiliza a abordagem *bottom-up* nas estimativas de emissão. Possui disponibilidade de dados de fatores de emissão e também possui alternativa de carregar os dados de acordo com a região de estudo. Além disso o VEIN fornece funções para produzir dados de entradas compatíveis a modelos de qualidade do ar, como o WRF-Chem. Entretanto, o modelo necessita de uma quantidade expressiva de dados para sua execução e requer grande esforço computacional para realizar as simulações. A precisão do VEIN está associada a disponibilidade de dados de fatores de emissão da frota considerada e dados de atividade veicular, sendo necessário pelo menos uma hora de dados de tráfego da via a ser considerada (IBARRA-ESPINOSA et al., 2018). A disponibilidade dos dados baseados em simulações ou contagem de tráfegos pode ser limitante em diversos locais de países em desenvolvimento, como ocorre em diversos municípios brasileiros.

O *BRazilian Vehicular Emissions inventory Software* emprega um método *bottom-up* probabilístico para estimar as emissões veiculares anuais por município, considerando as características da frota, consumo de combustível, deterioração do veículo e intensidade de uso. O *software* estima as emissões para os poluentes monóxido de carbono (CO), dióxido de carbono (CO₂), metano (CH₄), hidrocarboneto (HC), aldeídos (RCHO), hidrocarboneto não-metano (NMVOC), óxidos de nitrogênio (NO_x), material particulado (MP), óxido nitroso

(N₂O) e dióxido de enxofre (SO₂). Além disso, o BRAVES segrega as emissões por diferentes processos de formação (escapamento, pneus, estradas, desgaste dos freios, ressuspensão do solo, reabastecimento e emissões evaporativas) e categoria veicular (veículos leves, comerciais leves, motocicletas e veículos pesados). Este modelo foi desenvolvido para o Brasil, mas é facilmente adaptado a outros países em desenvolvimento e regiões com escassez de dados (VASQUES; HOINASKI, 2021). O BRAVES foi atualizado pelo BRAVES *database* que considera desagregação espacial baseada na densidade de vias, no qual os usuários podem definir a resolução espacial desejada. Ainda, a desagregação temporal foi incluída baseada em perfis de fluxo veicular. Por fim, incluiu-se a especiação química baseada no SPECIATE 5.1 proveniente da Agência de Proteção Ambiental dos Estados Unidos. Desta forma, o BRAVES *database* fornece emissão horária e anual de 41 gases e partículas poluentes em diferentes escalas espaciais (HOINASKI et al., 2022). Ainda, os dados de emissão veicular proveniente do BRAVES *database* foi disponibilizado em uma base de dados através de arquivos netCDF com resolução espacial de 0.05°×0.05° e emissões anuais de 2013 a 2019. As emissões fornecidas pelo BRAVES *database* está segregada por categoria de veículos, mas também fornece as emissões totais que considera a soma das emissões por categoria de veículos (HOINASKI et al., 2022).

2.3 DESAGREGAÇÃO ESPACIAL DAS EMISSÕES VEICULARES

Devido à ausência de dados, principalmente em países em desenvolvimento, existe uma dificuldade na obtenção de inventários de emissões veiculares com adequada resolução espacial e temporal. Neste sentido, estudos utilizaram dados de densidade de vias, mapas de uso da terra e contagens de veículos para realizar a desagregação espacial das emissões veiculares utilizando diferentes metodologias (TUIA et al., 2007; OSSÉS DE EICKER et al., 2008; SAIDE et al., 2009; GÓMEZ et al., 2018).

Tuia et al. (2007) realizou um dos primeiros estudos relacionado à desagregação espacial das emissões veiculares em Gran Concepción no Chile. Diferentes metodologias de desagregação foram comparadas com a emissão de referência. O estudo concluiu que a metodologia de desagregação espacial das emissões veiculares utilizando a densidade de vias primárias obteve a melhor precisão espacial. Contudo, relatou-se subestimação em centros urbanos, zonas industriais e ruas de alto fluxo; e superestimação em zonas residenciais.

Em seguida, no estudo de Ossés et al. (2008) foi aplicado a metodologia de Tuia et al. (2007), desagregação da emissão veicular pela densidade de vias primárias, em sete cidades

chilenas de médio porte. O estudo concluiu que em cidades compactas com uma rede viária simples e com um centro único, foi alcançada uma boa precisão espacial das emissões veiculares com correlação acima de 0,8. Por outro lado, para cidades complexas, constituídas por núcleos interconectados, obteve-se correlação abaixo de 0,5 com os mesmos problemas de subestimação e superestimação relatados por Tuia et al. (2007).

Portanto, com o objetivo de resolver os problemas encontrados por Tuia et al. (2007), diferentes metodologias de desagregação foram avaliadas conforme a precisão espacial e simplicidade do método. O estudo aplicado na cidade de grande porte de Santiago, no Chile, mostrou que a metodologia que utilizou mapa de uso da terra demonstrou alta simplicidade e resolveu parcialmente os problemas relatados por Tuia et al. (2007), enquanto que a utilização de dados de contagens de tráfego demonstrou baixa simplicidade, porém resolveram os problemas quase completamente (SAIDE et al., 2009).

Em Manizales, na Colômbia, Gómez et al. (2018) aplicaram diferentes metodologias de desagregação espacial nas emissões veiculares utilizando contagem de veículos (total ou por categoria veicular) e densidade de vias (considerando rede viária completa e simplificada). Os resultados mostraram que o método de desagregação que utilizou dados de via simplificada, somente vias primárias, apresentou a melhor precisão espacial e superou os métodos que utilizaram dados de contagem de veículos de forma simplificada. Portanto, o estudo recomenda a desagregação espacial das emissões utilizando a densidade de vias primárias para cidades de médio porte com centro único. Visto que nestes locais as informações de contagens de veículos são mínimas ou insuficiente para aplicar uma distribuição de contagem de veículos por categoria veicular e tipo de via.

Além disso, um algoritmo para desagregação espacial e temporal de inventários de emissão veicular (DROVE) foi desenvolvido em R. Os usuários podem escolher entre três métodos de desagregação espacial das emissões, considerando as informações disponíveis na área de interesse: somente comprimento de vias; comprimento de vias e tipo de estradas; e comprimento de vias e fluxos de veículos. Além disso, duas opções de distribuição temporal foram disponibilizadas para obter emissões horárias. O estudo avaliou a capacidade do DROVE em distribuir a emissão de material particulado nas cidades de médio porte de Manizales, Colombia; Antofagasta, Chile; e na mega cidade de Bogotá na Colombia. Os resultados mostraram que DROVE foi capaz de alocar as emissões em zonas de alto fluxo de veículos e avenidas principais quando informações sobre o tipo de via e fluxo de veículo está disponível. Contudo, utilizando apenas o comprimento de vias como dado de entrada, a distribuição da emissão obteve 50% das células com diferença superior a 100% comparado a metodologia que

usa o comprimento de vias e fluxo de veículos (GONZÁLEZ; GÓMEZ; ARISTIZÁBAL, 2020).

2.4 COMMUNITY MULTISCALE AIR QUALITY (CMAQ)

A caracterização da exposição humana e dos ecossistemas aos poluentes é crucial. Embora as medições sejam uma maneira de obter essas informações, muitas vezes é necessário um cenário mais completo no espaço e no tempo. Os modelos de qualidade do ar podem suprir essa necessidade, fornecendo informações sobre o passado, presente ou futuro, dependendo de sua utilização.

Modelos numéricos de qualidade do ar simulam as emissões, a química e a física da atmosfera. O modelo *Community Multiscale Air Quality* (CMAQ) é um modelo numérico de qualidade do ar que se baseia em primeiros princípios prever a concentração de gases e partículas transportados pelo ar e a deposição desses poluentes de volta à superfície da Terra. Além disso, o CMAQ também fornece informações sobre a composição química de uma mistura de poluentes, pois incorpora dados sobre emissões e propriedades de compostos e suas respectivas classes. Essa capacidade é particularmente valiosa quando as medições oferecem apenas informações agregadas, como a massa total de partículas.

O objetivo central do CMAQ é fornecer estimativas rápidas e confiáveis de ozônio, partículas, poluentes tóxicos e deposição ácida. Para atender às necessidades da comunidade científica e dos líderes comunitários, o CMAQ integra o conhecimento atual em ciência atmosférica e modelagem da qualidade do ar, utiliza técnicas de computação multiprocessador e possui uma estrutura de código aberto, tudo em um único sistema de modelagem. Essa abordagem visa garantir que as estimativas geradas sejam tecnicamente sólidas e capazes de fornecer informações valiosas para tomadas de decisão e ações efetivas em relação à qualidade do ar.

O modelo permite que os usuários explorem diferentes tipos de cenários de poluição do ar. Um exemplo é o uso frequente do CMAQ para avaliar o impacto de regulamentações futuras de emissões (DANESHPAJOOH; ARHAMI; AZOJI, 2020; HEMBECK et al., 2022; WANG et al., 2023). Além disso, a interação entre a meteorologia e a qualidade do ar pode ser investigada por meio do sistema bidirecional WRF-CMAQ. Esse sistema acopla o modelo meteorológico *Weather Research and Forecasting* (WRF) ao modelo de qualidade do ar CMAQ. Para quantificar a sensibilidade das previsões de poluição do ar em relação a valores de entrada do modelo, como emissões ou taxas de reação, pode-se utilizar o CMAQ-DDM, que

emprega o Método de Desacoplamento Direto (DDM) (FOLEY et al., 2014; TRAIL et al., 2014; YALUK et al., 2023). Além disso, o CMAQ-ISAM emprega o Método Integrado de Distribuição de Fontes (ISAM) para investigar quais fontes de emissão individuais ou grupos de fontes contribuem mais para a poluição do ar em um local específico (KITAGAWA et al., 2021; QI et al., 2023).

O CMAQ é um sistema composto por diversos programas de software que colaboram para estimar ozônio, material particulado, compostos tóxicos e deposição de ácido na troposfera. Por ser uma estrutura que simula as iterações entre múltiplos processos atmosféricos complexos, o CMAQ depende principalmente de duas categorias de dados de entrada: informações meteorológicas e taxas de emissão de fontes que afetam a qualidade do ar.

As condições meteorológicas, como as mudanças de temperatura, ventos, formação de nuvens e taxas de precipitação são as principais forças físicas motrizes na atmosfera. Essas condições são representadas nas simulações dos modelos de qualidade do ar através do uso de resultados de modelos de meteorologia numérica em escala regional, como o WRF. Além disso, para obter informações sobre as emissões, o CMAQ utiliza o modelo de livre acesso chamado *Sparse Matrix Operator Kernel Emissions* (SMOKE) para estimar a magnitude e localização das fontes de poluição.

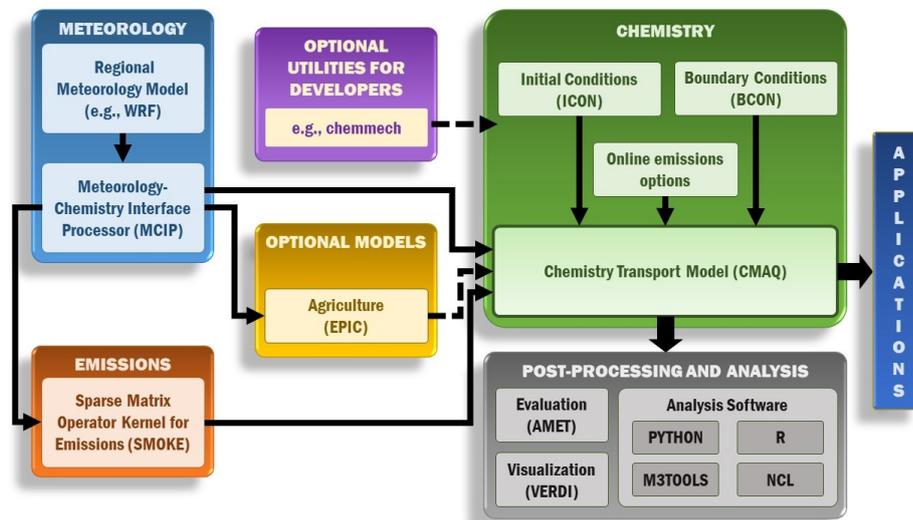


Figura 1. Fluxograma dos dados de entrada do modelo *Community Multiscale Air Quality* (CMAQ).

3 MATERIAIS E MÉTODOS

O presente estudo foi desenvolvido em quatro etapas metodológicas (Figura 2), detalhadas nesta seção. O objetivo geral foi avaliar o desempenho de um novo método de desagregação espacial das emissões veiculares considerando características das vias e do veículo. Para isso, inventários de emissão veicular de alta resolução foram utilizados como emissões de referência. A primeira etapa metodológica foi o desenvolvimento de modelos estatisticamente significativos para predizer fatores de ponderação por município que leva em consideração o tipo de via e categoria veicular. Para isso, os fatores de ponderação foram calculados utilizando os dados de emissão dos inventários de referência e utilizados como variáveis dependentes do modelo, enquanto a proporção de vias primárias foi utilizada como variável independente. A segunda etapa consistiu em analisar a precisão espacial dos fatores de ponderação modelados. Desta forma, as emissões de referência em nível de rua foram agregadas em nível municipal para então serem desagregadas utilizando os fatores de ponderação modelados para cada município. Em seguida, as emissões desagregadas foram comparadas com as emissões de referências em nível de rua agregadas em células de 1km². A precisão espacial da metodologia de densidade de vias também foi avaliada para poder comparar com o método proposto neste trabalho.

Para expandir os fatores de ponderação em um domínio diferente daquele em que foi utilizado para gerar os modelos, foi realizado a etapa metodológica 3, que consistiu em implementar o método de fatores de ponderação no software BRAVES e comparar com as emissões originais do modelo que foram desagregadas utilizando o método de densidade de vias. O objetivo específico desta etapa foi verificar o desempenho dos fatores de ponderação em desagregar as emissões veiculares do modelo BRVES.

Na última etapa metodológica foi utilizado o modelo *Community Multiscale Air Quality* (CMAQ) para simular dois cenários: (i) utilizando inventário de emissão com os fatores de ponderação; e (ii) com o método de densidade de vias. A saída dos dois cenários obtidos pelo CMAQ foi comparada com dados de observação de estações de monitoramento da qualidade do ar. Desta forma, foi possível verificar o desempenho do acoplamento das emissões veiculares estimadas pelos dois métodos de desagregação em um modelo de simulação de poluição do ar (CMAQ).

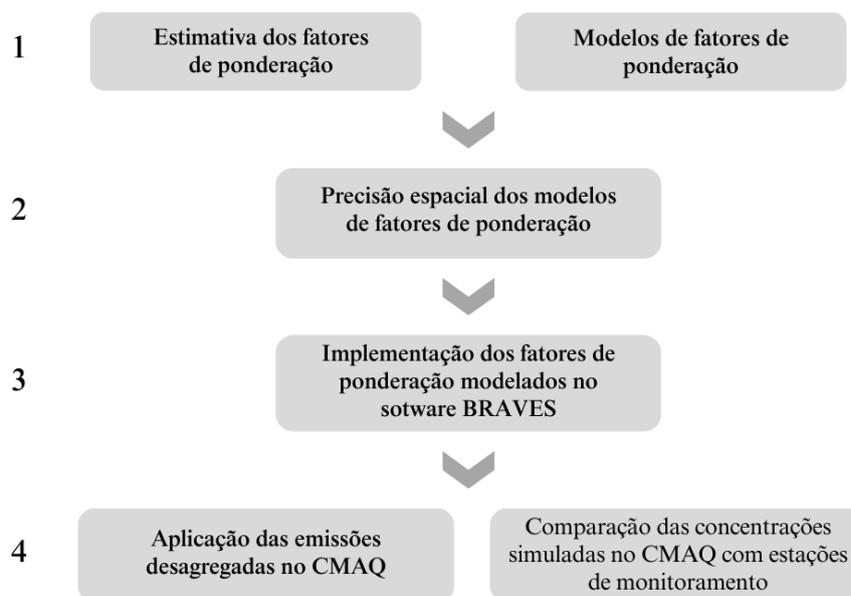


Figura 2. Diagrama das etapas metodológicas.

3.1 INVENTÁRIOS DE EMISSÃO DE REFERÊNCIA

Para obter os fatores de ponderação deste trabalho, foram necessários dados de emissão veicular em nível de rua. Desta forma, foram estimados emissão veicular referente ao ano de 2019 para a Região Metropolitana de São Paulo (SPMA) e Região Metropolitana de Curitiba (CMA) utilizando o software *Vehicle Emissions Inventory* (VEIN v1.0.0) desenvolvido por Ibarra-Espinosa et al. (2018). Além disso, foi considerado um inventário de emissões veiculares referente a Região Metropolitana de Florianópolis (FLMA) desenvolvido por Maes et al. (2019). Os dois inventários apresentam emissões veiculares detalhadas em nível de rua para as seguintes categorias de veículos: automóveis (PC), comerciais leves (LCV), motocicletas (MC), ônibus (BUS) e caminhões (TRUCKS). Essas emissões foram consideradas como emissões de referência visto que os inventários seguem uma abordagem *bottom-up* considerada sofisticada e confiável.

Foi considerado as emissões veiculares de quatro poluentes principais para determinar os fatores de ponderação, sendo eles: monóxido de carbono (CO), dióxido de carbono (CO₂), óxidos de nitrogênio (NO_x) e material particulado (MP). Neste trabalho, as vias foram classificadas em primárias (i.e., rodovias e vias de auto fluxo) e secundárias (i.e., vias residenciais e de baixo fluxo). Neste trabalho, classificamos como vias primárias todas as vias do *OpenStreetMap* com velocidade superior a 80 km/h e aquelas categorizadas como

“primary”, “secondary”, “trunk”. As categorizações restantes do *OpenStreetMap* foram automaticamente classificadas como vias secundárias. Para classificar as vias dos inventários, cruzamos as informações da rede viária desses inventários com a estrada mais próxima do *OpenStreetMap*.

A Figura 3 ilustra a localização e a rede viária das três regiões metropolitanas de cada inventário de emissão veicular. No total, este estudo levou em consideração as emissões veiculares em nível de rua de 63 municípios, sendo 5 desses municípios pertencentes à FLMA (Biguaçu, Florianópolis, Governador Celso Ramos, Palhoça e São José), 19 pertencentes à CMA (Almirante Tamandaré, Araucária, Balsa Nova, Bocaiúva do Sul, Campina Grande do Sul, Campo Largo, Campo Magro, Colombo, Contenda, Curitiba, Fazenda Rio Grande, Itaperuçu, Mandirituba, Pinhais, Piraquara, Quatro Barras, Quitandinha, Rio Branco do Sul e São José dos Pinhais) e 39 pertencentes à SPMA (Arujá, Barueri, Biritiba Mirim, Caieiras, Cajamar, Carapicuíba, Cotia, Diadema, Embu das Artes, Embu-Guaçu, Ferraz de Vasconcelos, Francisco Morato, Francisco da Rocha, Guararema, Guarulhos, Itapeverica da Serra, Itapevi, Itaquaquecetuba, Jandira, Jquitiba, Mairiporã, Mauá, Mogi das Cruzes, Osasco, Pirapora do Bom Jesus, Poá, Ribeirão Pires, Rio Grande da Serra, Salesópolis, Santa Isabel, Santana de Parnaíba, Santo André, Suzano, São Bernardo do Campo, São Caetano do Sul, São Lourenço da Serra, São Paulo, Taboão da Serra e Vargem Grande Paulista).

A Tabela 1 apresenta a emissão veicular de CO das regiões metropolitanas por tipo de via e categoria veicular. Em todas as regiões metropolitanas os automóveis apresentaram as maiores emissões, enquanto a categoria de ônibus obteve as menores emissões. FLMA e CMA obtiveram o mesmo rank de emissão para todas as categorias de veículos. Por outro lado, SPMA apresentou um rank diferente para LDV, no qual obteve uma maior emissão comparado com MC. Além disso, as maiores emissões foram obtidas nas vias primárias para todas as categorias de veículo e regiões metropolitanas, exceto por TRUCKS na CMA em que as emissões desta categoria foi maior nas vias secundárias.

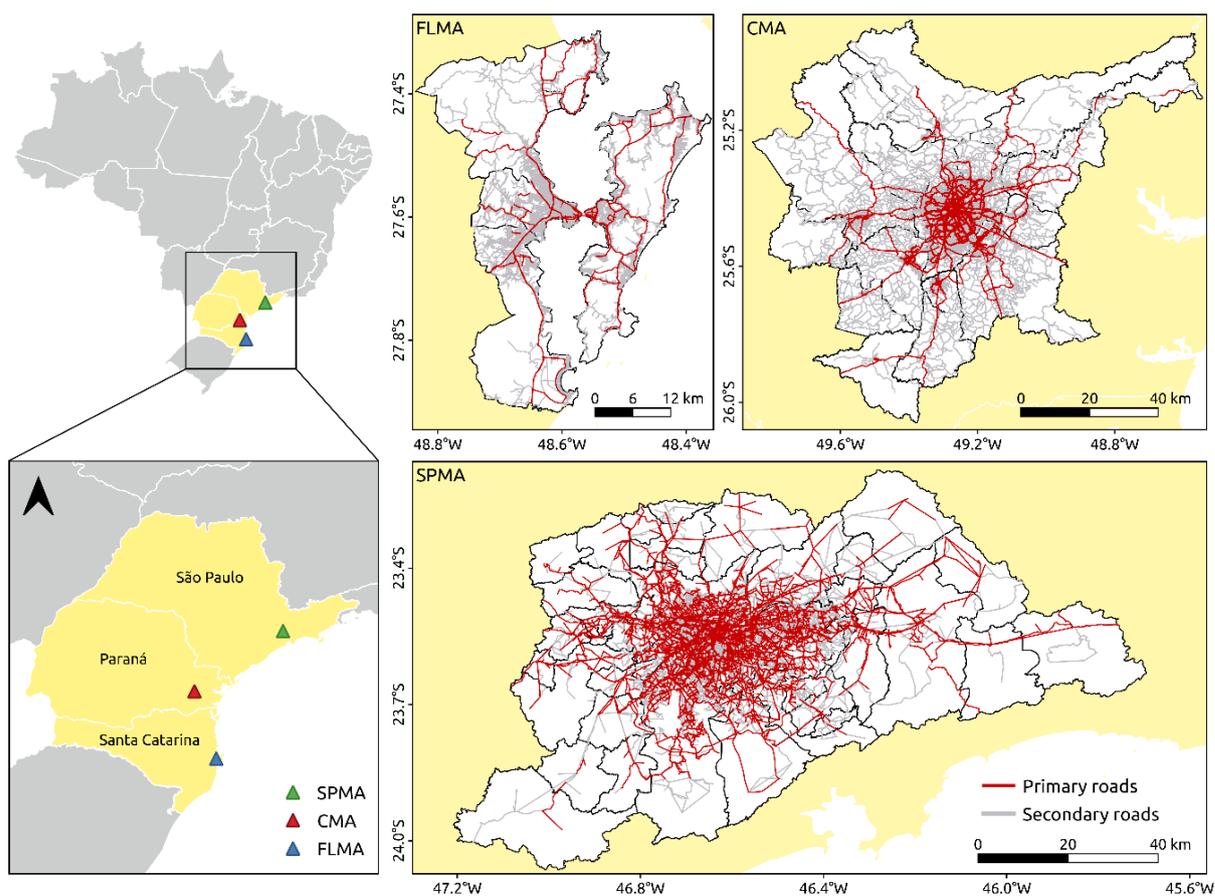


Figura 3. Localização e rede viária dos inventários de emissão veicular das três regiões metropolitanas considerados neste estudo. Nota: FLMA é a Região Metropolitana de Florianópolis, CMA é a Região Metropolitana de Curitiba e SPMA é a Região Metropolitana de São Paulo.

Tabela 1. Emissão veicular de CO ($\text{kg}\cdot\text{h}^{-1}$) por tipo de via e categoria veicular referente aos inventários das três regiões metropolitanas consideradas neste estudo. Nota: PC é automóveis, LCV é comerciais leves, MC é motocicletas, BUS é ônibus e TRUCKS é caminhões.

Região metropolitana	Tipo de via	PC	LCV	MC	BUS	TRUCKS
FLMA	primária	266.2	77.0	161.2	8.4	52.0
	secundária	82.9	24.0	50.2	5.1	2.0
	total	349.1	101.0	211.4	13.5	54.0
CMA	primária	87720.0	42894.7	49847.1	101.6	44900.2
	secundária	60183.4	29429.4	34199.3	90.1	67533.5
	total	147903.4	72324.1	84046.4	191.7	112433.7
SPMA	primária	2307202.3	661053.7	309074.1	523.3	163564.2
	secundária	1284530.0	367863.8	171770.8	297.6	88786.3
	total	3589898.6	1028075.3	480051.0	821.0	239705.4

3.2 MODELO DE FATORES DE PONDERAÇÃO

O método de desagregação proposto utiliza fatores de ponderação por tipo de via, categoria veicular e município. Os fatores de ponderação são parcelas de emissão por categoria

veicular e município agregadas em um tipo de via (primária ou secundária). Desta forma, os fatores de ponderação foram estimados para as 63 cidades utilizando a Equação 1. Em que $wf_{m,r,v,p}$ é o fator de ponderação (wf) no município m , para o tipo de via r , categoria veicular v e poluente p ; $E_{m,r,v,p}$ é a emissão veicular no município m , no tipo de via r , da categoria veicular v e poluente p ; e $E_{m,v,p}$ é a emissão total no município m , da categoria veicular v e poluente p .

$$wf_{m,r,v,p} = \frac{E_{m,r,v,p}}{E_{m,v,p}} \quad (1)$$

A partir disso, modelos foram desenvolvidos para cada categoria veicular a fim de prever fatores de ponderação em qualquer município. Para desenvolver os modelos foi utilizado Modelo Linear Generalizado (GLM) com famílias de distribuições gaussianas (RENCHEER & SCHAALJE, 2008). Os fatores de ponderações determinados a partir da Equação 1 foram tratados como variável dependente e a proporção do comprimento de vias primárias (RP) dos 63 municípios foi tratada como variável independente nos modelos. A Tabela 2 apresenta a estatística descritiva dos valores originais da variável dependente e independente (número de observações = 63) usados nos modelos. A Figura A1 do apêndice mostra a matriz de correlação entre a variável independente e dependente dos modelos.

Tabela 2. Estatísticas descritivas dos valores originais das variáveis dependentes (fatores de ponderação por categoria) e das variáveis independentes (proporção do comprimento de estradas principais - RP) dos 63 municípios utilizados como entrada no Modelo Linear Generalizado.

Variáveis	Mínimo	Máximo	Média	Mediana	Desvio padrão	1º quartil	3º quartil	IQR
RP	0.039	0.889	0.358	0.371	0.209	0.160	0.530	0.370
wfPC	0.001	0.943	0.548	0.580	0.236	0.432	0.718	0.285
wfBUS	0.000	1.000	0.559	0.557	0.315	0.330	0.806	0.476
wfTRUCKS	0.023	1.000	0.563	0.598	0.295	0.338	0.811	0.473
wfHEAVY	0.050	0.993	0.534	0.502	0.263	0.360	0.757	0.397

A Equação 2 mostra a equação do modelo dos fatores de ponderação utilizado neste trabalho. Em que wf é o fator de ponderação predito pelo modelo (variável dependente), β_0 representa o valor predito da variável dependente quando a variável independente é igual a zero (intercepto); β_1 é o coeficiente da variável independente do modelo; e RP é a proporção do comprimento da via primária (variável independente).

$$wf = \beta_0 + \beta_1 * RP \quad (2)$$

Para avaliar a performance dos modelos em prever os fatores de ponderação, foi realizado uma análise de validação cruzada com um elemento sem repetição (*leave-one-out cross-validation*, em inglês) (Lun et al., 2021). Esta análise consistiu em realizar 63 iterações para encontrar os parâmetros do modelo, sendo que em cada iteração foram removidos os dados de um município. Em cada iteração, os modelos foram aplicados para calcular os fatores de ponderação do município removido posteriormente. Desta forma, o erro percentual entre o fator de ponderação predito pelo modelo (Equação 2) e o fator de ponderação observado (Equação 1) de cada município foi calculado através da Equação 3.

$$Error\% = \left| \frac{wf_{observed} - wf_{predicted}}{wf_{observed}} \right| * 100 \quad (3)$$

3.3 PRECISÃO ESPACIAL DOS FATORES DE PONDERAÇÃO

Uma resolução espacial de 1 km² foi utilizada neste trabalho para desagregar as emissões das regiões metropolitanas. Essa resolução é considerada suficientemente alta para identificar áreas críticas de poluição do ar (PARRA; JIMÉNEZ; BALDASANO, 2006), sendo utilizada como entrada em modelos de qualidade do ar (COSTA; BALDASANO, 1996; KÜHLWEIN et al., 2002; OSSÉS DE EICKER et al., 2008). Além disso, esta resolução possibilita detectar circulações em mesoescala (FREITAS et al., 2007). Sendo assim, a Equação 4 foi utilizada para desagregar as emissões de cada município das regiões metropolitanas. Em que $E_{m,p,v,r,c}$ é a emissão no município m do poluente p , categoria veicular v , tipo de ruar na célula c ; $E_{m,p,v,r}$ é a emissão total no município m , do poluente p , categoria veicular v e tipo de via r (emissões agregadas por município dos inventários de referência); $L_{c,m,r}$ é o comprimento de via na célula c no município m do tipo de via r (via primária ou secundária); $L_{m,r}$ é o comprimento de via total no município m do tipo de via r ; e $wf_{v,r}$ é o fator de ponderação predito por categoria de veículo v e tipo de via r obtido através dos modelos, como descrito na Equação 2.

$$E_{m,p,v,r,c} = \frac{E_{m,p,v,r} * L_{c,m,r}}{L_{m,r}} * wf_{v,r} \quad (4)$$

Para avaliar a precisão do método de desagregação proposto, as emissões de referência por tipo de via foram agregadas em células com resolução de 1 km². Essas emissões agregadas (chamadas de emissões de referência) foram comparadas com as emissões desagregadas usando os fatores de ponderação (a metodologia proposta neste trabalho) e usando o método de densidade de vias relatado por Tuia et al. (2007). Desta forma, diferentes métricas estatísticas foram aplicadas para avaliar a precisão espacial dos métodos de desagregação. Além do bias que considera a diferença absoluta entre as emissões de cada célula da grade, o Fractional bias também foi considerado nas análises e foi calculado de acordo com a Equação 5 (CHANG; HANNA, 2004). Em que $FB_{p,c}$ é o Fractional bias do poluente p na célula c ; $E_{d,c}$ é a emissão dos métodos de desagregação d (fatores de ponderação ou densidade de vias) na célula c ; e $E_{ref,p,c}$ é a emissão de referência do poluente p na célula c . Valores negativos do bias e Fractional bias indicam subestimação das emissões desagregadas em relação às emissões de referência, enquanto valores positivos indicam superestimação.

$$FB_{p,c} = \frac{(E_{d,p,c} - E_{ref,p,c})}{0.5 * (E_{d,p,c} + E_{ref,p,c})} \quad (5)$$

Além disso, um critério de aceitabilidade foi calculado para verificar quantas células atendem a um determinado limite (WINIWARTER et al., 2003). Neste trabalho foi considerado um limite de 50% em relação à diferença absoluta entre as emissões desagregadas e as emissões de referência em cada célula. Portanto, as células que tiverem o dobro ou a metade da emissão de referência estão dentro do critério de aceitabilidade. A correlação de Spearman também foi considerada para avaliar a similaridade entre as emissões desagregadas e a emissão de referência. Ainda, uma medida de similaridade estatística, denominada distância de Hellinger, foi aplicada para comparar as emissões de referência com as emissões referente aos dois métodos de desagregação, conforme mostrado na Equação 6. Em que $E_{d,c}$ é a emissão desagregada utilizando o método de desagregação d na célula c ; e $E_{ref,c}$ é a emissão de referência na célula c . A distância de Hellinger (D_h) serve como uma medida de similaridade, refletindo a correlação entre duas distribuições estatísticas, em que um valor mais próximo de zero indica uma maior similaridade entre as distribuições (MALERBA et al., 2002). Todas as métricas estatísticas utilizadas neste trabalho foram utilizadas em estudos semelhantes para avaliar métodos de desagregação de emissão veicular (GÓMEZ et al., 2018; OSSÉS DE EICKER et al., 2008; SAIDE et al., 2009; TUIA et al., 2007). A análise de precisão espacial foi

conduzida comparando o desempenho de ambos os métodos de desagregação com as emissões de referência.

$$D_h = \left(\sum_{c=1}^n (\sqrt{E_{d,c}} - \sqrt{E_{ref,c}})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (6)$$

3.4 IMPLEMENTAÇÃO DOS FATORES DE PONDERAÇÃO NO BRAVES

O *BRAZilian Vehicular Emissions inventory Software* (BRAVES) estima as emissões veiculares usando um método probabilístico, no qual os usuários podem definir a resolução espacial e temporal desejada. O banco de dados do BRAVES fornece emissões horárias e anuais de 41 gases e partículas. O *software* foi desenvolvido na linguagem de programação Python e fornece um banco de dados de emissões veiculares para o Brasil usando dados de entrada simples em nível municipal (HOINASKI et al., 2022; VASQUES; HOINASKI, 2021). Neste trabalho, o método de fatores de ponderação foi implementado para desagregar as emissões veiculares do BRAVES e compará-las com as estimativas originais do *software* baseadas na densidade de vias. Os fatores de ponderação foram estimados utilizando os modelos demonstrados pela Equação 2 na seção 3.2 para os municípios dentro de uma região localizada no sul do Brasil. A Figura 4 mostra a localização do domínio (d02) em que os modelos de fatores de ponderação foram aplicados. Para esse domínio, uma resolução espacial de 4 km x 4 km foi considerada. Nesta análise foi utilizado os dados de rede viária do *OpenStreetMap* para estabelecer os valores de RP por municípios e utilizá-los como variáveis independentes nos modelos. Nesse caso, em que a emissão de referência não está disponível, a comparação entre as duas metodologias de desagregação nos permite avaliar as variações espaciais das emissões veiculares.

3.5 ACOPLAMENTO DAS ESTIMATIVAS DE EMISSÕES VEICULARES DESAGREGADAS NO CMAQ

Nesta etapa do trabalho foi utilizado o modelo *Community Multiscale Air Quality* (CMAQ), versão 5.3.2 (<https://www.epa.gov/cmaq>) para simular as concentrações de poluentes na atmosfera. Os mecanismos *Carbon Bond 06* (CB6) (YARWOOD et al., 2010) e AE7 (EYTH et al., 2020) foram utilizados para simular mecanismos químicos de fase gasosa, formação de aerossóis e processos dinâmicos. O domínio da modelagem é mostrado na Figura 4, sendo que o domínio d01 abrange todo o Brasil e possui resolução espacial de 20 km x 20 km. Este

domínio maior é utilizado como condições de contorno para o domínio menor d02 que possui resolução espacial de 4 km x 4 km. Foram considerados 21 dias de simulação horária, começando no dia 31/12/2018 às 22h e terminando dia 21/01/2019 às 22h. As duas primeiras horas das simulações foram excluídas da análise pois foram utilizadas apenas como estabilização.

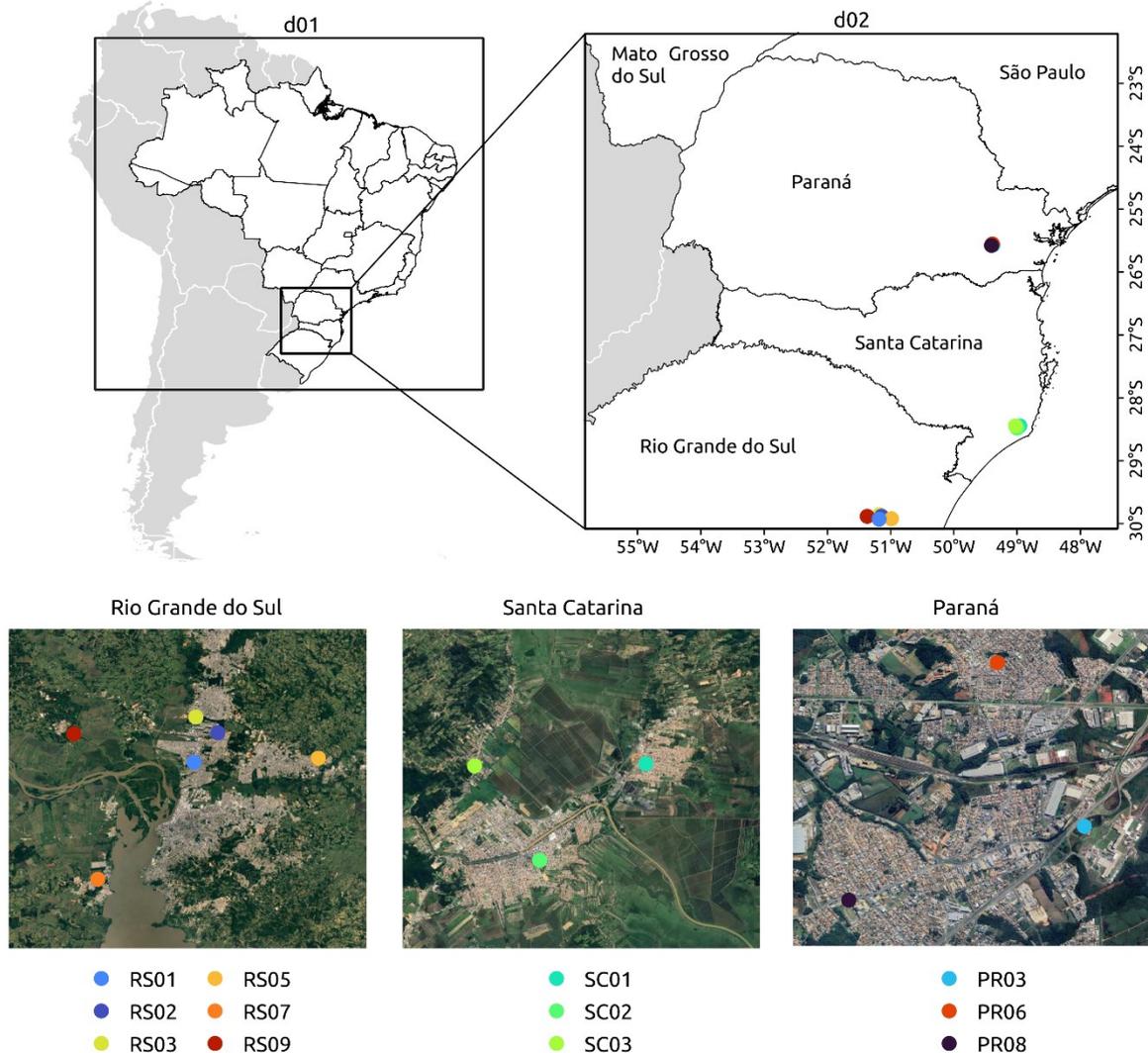


Figura 4. Configuração dos domínios para o sistema de modelagem WRF/CMAQ. O domínio externo (d01) possui resolução espacial de 20km² e o domínio d02, que abrange uma parte do sul do Brasil, possui resolução espacial de 4km². Os mapas menores mostram em mais detalhes a localização das estações de monitoramento dos Estados do Rio Grande do Sul, Santa Catarina e Paraná.

Os dados de entrada para cada domínio vêm de uma variedade de outros modelos e fontes. As entradas do CMAQ podem ser amplamente separadas em: meteorologia, limites químicos e emissões. As condições meteorológicas para os dois domínios foram modeladas utilizando o *Weather Research and Forecasting Model* (WRF) na versão 4.0. As simulações do WRF foram realizadas a partir de rodadas de 36 horas de simulação, considerando as 12

primeiras horas como de estabilização do modelo e sendo descartadas antes de inseri-las no CMAQ. Foram adotados 33 níveis verticais, de 50 hPa cada. Os demais níveis verticais seguem o esquema híbrido de modelagem, que acompanha o terreno nas camadas mais próximas ao solo e são minimizadas ao longo dos níveis mais afastados da superfície terrestre.

Dois tipos de limites químicos são considerados no CMAQ: (i) *Initial Conditions Processor* (ICON) que caracteriza as condições químicas iniciais da simulação para todas as células da grade no domínio de modelagem; e (ii) *Boundary Conditions Processor* (BCON) que caracteriza as condições químicas ao longo dos limites laterais do domínio de modelagem. As simulações utilizaram condições iniciais com base nas concentrações da última simulação do dia anterior, com exceção da primeira hora do período de simulação (31/12/2018 - 22:00:00) que utilizou uma condição inicial sintética formado pelo ICON no CMAQ.

Para caracterizar a melhor estimativa da composição atmosférica foi inserido como dados de entrada no CMAQ inventários de emissão industrial, queimadas, biogênicas e veiculares para os dois domínios (d01 e d02). Estes inventários são produções do Laboratório de Controle de Qualidade do Ar (LCQAr) desenvolvidos pelos pesquisadores e estão disponíveis em: <https://brain.ens.ufsc.br/>. Sendo que, o inventário de emissão industrial foi obtido através de dados de agências ambientais dos Estados do Espírito Santo, Minas Gerais e Santa Catarina, fornecidas pelo Instituto de Meio Ambiente e Recursos Hídricos do Espírito Santo (IEMA-ES), Fundação Estadual de Meio Ambiente (FEAM) e Instituto de Meio Ambiente (IMA), respectivamente. Além disso, dados do estudo de Kawashima et al. (2020) que possui dados de emissão industrial de diferentes regiões do Brasil também foram acrescentados (KAWASHIMA et al., 2020). O inventário de emissão pela queima de biomassa foi obtido a partir do *Fire Inventory from National Center for Atmospheric Research* (FINN) (Wiedinmyer et al., 2011). As saídas do FINN contêm emissões diárias de gases traço e partículas provenientes de incêndios florestais, queimadas agrícolas e queimadas controladas. Além disso, o inventário de emissão biogênica foi elaborado a partir do *Model of Emissions of Gases and Aerosols from Nature* (MEGAN) version 3.2 (GUENTHER et al., 2012; SILVA; HEALD; GUENTHER, 2020). No caso do inventário de emissão veicular, dois cenários de simulação foram criados: o primeiro utilizando o inventário de emissão veicular com o método de fatores de ponderação proposto neste trabalho; e o segundo utilizando o inventário de emissão veicular com o método de desagregação de densidade de vias. Todos os inventários foram inseridos no domínio d01 com resolução espacial de 20 km x 20 km e no domínio d02 com resolução espacial de 4 km x 4 km.

Os dois cenários modelados pelo CMAQ foram comparados com dados de monitoramento da qualidade do ar provenientes de 12 estações de monitoramento localizadas nos Estados do Rio Grande do Sul, Santa Catarina e Paraná que estão dentro do domínio d02 (Figura 4). Desta forma, as células da simulação do CMAQ que se encontravam dentro de um raio de 0.1 graus em relação ao ponto de cada estação de monitoramento foram selecionadas. Nesta etapa, foi considerado bias, correlação de Spearman, erro quadrático médio (RMSE) e erro absoluto médio (MAE) como métricas estatísticas para comparar os dados de simulação dos dois cenários com os dados de observação.

4 RESULTADOS

4.1 MODELOS DE FATORES DE PONDERAÇÃO

A Tabela A1 do apêndice mostra os fatores de ponderação das vias primárias calculados a partir das emissões de referência dos inventários utilizando a Equação 1. Foi possível observar que não houve diferença nos fatores de emissão entre diferentes poluentes. Ou seja, a proporção de emissão nas vias primárias e secundárias se mantém a mesma entre diferentes poluentes. Além disso, as categorias de veículos leves (ou seja, PC, LCV e MC) obtiveram os mesmos fatores de ponderação. Um estudo similar identificou pequenas variações na distribuição espacial das emissões veiculares ao mudar de poluentes (OSSÉS DE EICKER et al., 2008). Desta forma, as análises seguintes concentram-se apenas para o poluente CO e para as categorias PC, BUS, TRUCKS e HEAVY, sendo que a categoria HEAVY representa as emissões combinadas de BUS e TRUCKS.

Tabela 3. Coeficientes do Modelo Linear Generalizado (GLM) com os respectivos intervalos de confiança (CI) de 95% e p-valor. Nota: β_0 é o coeficiente intercepto do modelo e β_1 é o coeficiente da variável independente do modelo.

Categorias	β_0	CI (95%)	p-valor	β_1	CI (95%)	p-valor
PC	0.418	(0.307; 0.528)	1.61E-13	0.364	(0.096; 0.632)	7.84E-03
BUS	0.344	(0.221; 0.466)	3.64E-08	0.600	(0.305; 0.896)	6.89E-05
TRUCKS	0.318	(0.190; 0.446)	1.13E-06	0.687	(0.377; 0.996)	1.34E-05
HEAVY	0.259	(0.156; 0.363)	8.99E-07	0.767	(0.517; 1.017)	1.86E-09

A Tabela 3 apresenta os parâmetros estimados pelo GLM para cada categoria de veículo, juntamente com seus respectivos intervalos de confiança e p-valor. Os modelos de todas as categorias veiculares mostraram coeficientes estatisticamente significativos. Além disso, o maior valor do R^2 ajustado foi no modelo da categoria HEAVY (0,36), seguido por TRUCKS (0,22), BUS (0,19) e PC (0,09), conforme mostrado na Figura 5. A análise de validação cruzada indicou um erro médio considerável nos modelos de todas as categorias. No entanto, o erro mediano permaneceu relativamente baixo, sendo que a categoria PC apresentou um erro mediano de 20% e a categoria HEAVY de 24%. As categorias TRUCKS e BUS apresentaram erros medianos de 26% e 27%, respectivamente. Isso sugere que, embora o modelo tenha apresentado grandes erros em algumas cidades, em geral obteve erros menores na maioria das cidades (Tabela 4). Por fim, os resíduos dos modelos de cada categoria veicular atendem aos critérios de independência, homoscedasticidade e normalidade (WILKS, 2011), conforme demonstrado na Figura A2 do apêndice.

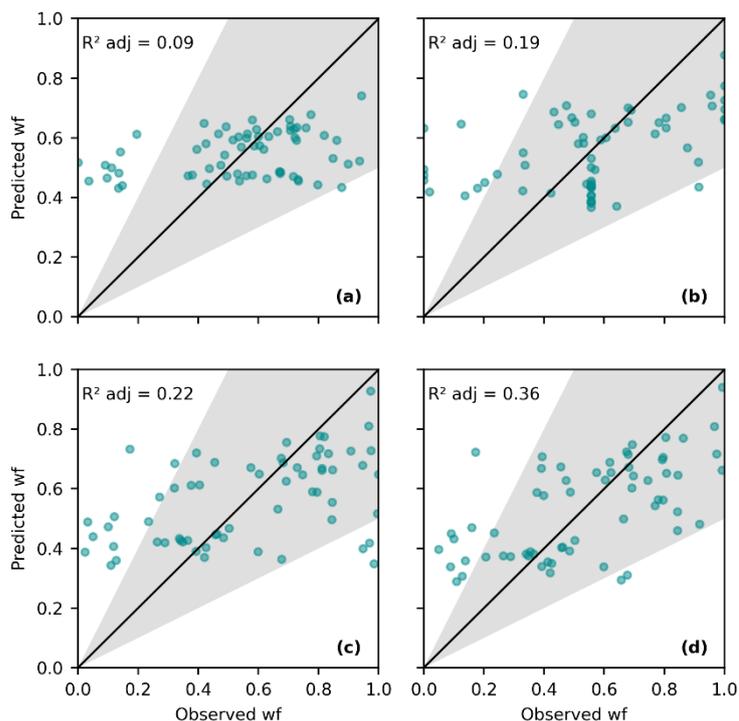


Figura 5. Valores observados versus valores previstos dos fatores de ponderação (wf) com uma área sombreada representando o fator de dois e o R^2 ajustado (R^2 adj) dos modelos por categoria de veículo, onde (a) representa os automóveis (PC), (b) representa os ônibus (BUS), (c) representa os caminhões (TRUCKS) e (d) representa a categoria de veículos pesados (HEAVY).

Tabela 4. Erro percentual (%) dos modelos de cada categoria veicular utilizando a análise de validação cruzada sem repetição (Equação 3).

Categoria	Média	Mediana	Mínimo	Máximo	Varição interquartil
PC	1011	20	2	59032	29
BUS	94	27	1	2190	36
TRUCKS	113	26	1	1605	52
HEAVY	65	24	1	706	39

4.2 PRECISÃO ESPACIAL DO MÉTODO DE DESAGREGAÇÃO UTILIZANDO FATORES DE PONDERAÇÃO

O método de desagregação proposto foi avaliado quanto sua precisão espacial e comparado com a precisão espacial do método de densidade de vias utilizado no software BRAVES *database*. A Figura 6 mostra as variações do Fractional bias, distância de Hellinger e correlação de Spearman entre os métodos de desagregação em relação à referência. Embora ambos os métodos de desagregação tenham mostrado resultados semelhantes para o Fractional bias, o método de fatores de ponderação reduziu ligeiramente a mediana do Fractional bias em

comparação com o método de densidade de vias para todas as categorias de veículos. Da mesma forma, a distância de Hellinger também é reduzida com o método dos fatores de ponderação. Além disso, os fatores de ponderação aumentaram a mediana da correlação de Spearman para todas as categorias de veículos e reduziram a amplitude interquartil para as categorias PC, TRUCKS e HEAVY. No geral o uso dos fatores de ponderação para desagregar as emissões veiculares apresentaram maior similaridade com as emissões de referência do que o método de densidade de vias.

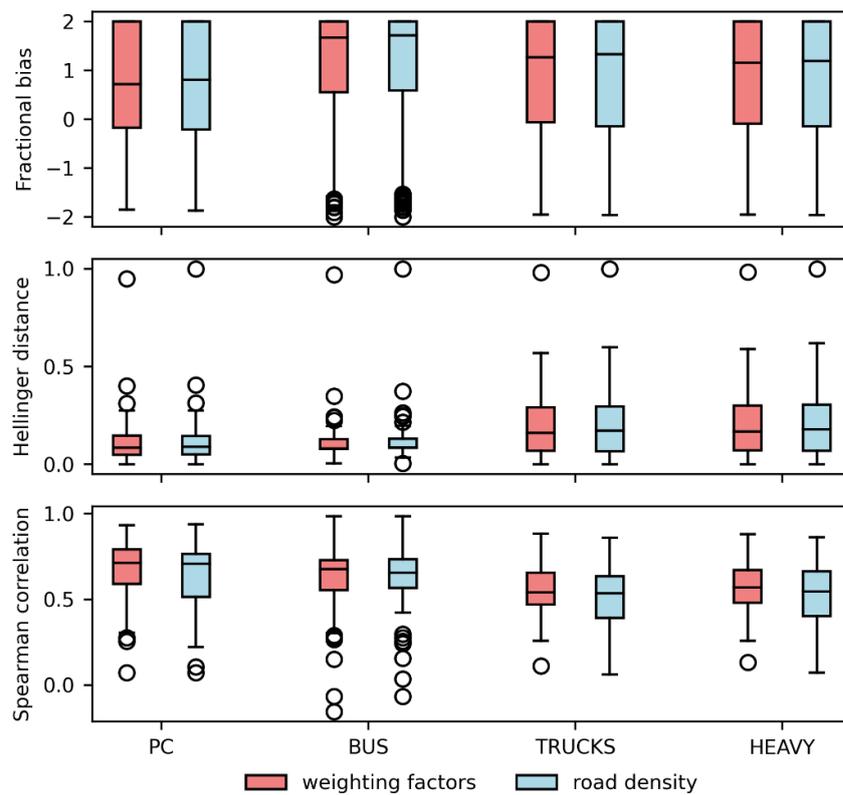


Figura 6. Fractional bias, distância de Hellinger e correlação de Spearman entre as emissões de referência e ambos os métodos de desagregação.

Para analisar a influência do tipo de via em ambos os métodos, comparamos as emissões de referência das vias primárias e secundárias com as emissões desagregadas (utilizando o método de fatores de ponderação e o método de densidade de vias) por via. A mediana do Fractional bias utilizando o método dos fatores de ponderação foi menor em vias secundárias em comparação com o método de densidade de vias. No entanto, para as vias primárias, a mediana do Fractional bias foi maior e a amplitude interquartil menor para o método dos fatores de ponderação. Além disso, a densidade de vias subestimou as emissões em vias primárias, enquanto os fatores de ponderação ligeiramente superestimaram. O Fractional bias apresentou um padrão semelhante para todas as categorias de veículos (Figura 7 e Figura 8). As emissões

desagregadas utilizando os fatores de ponderação mostraram estar ligeiramente mais próximas da linha de referência 1:1. Além disso, o método dos fatores de ponderação apresentou a maior porcentagem de células dentro dos critérios de aceitabilidade (F_2) para todas as categorias, das quais PC e HEAVY mostraram a maior porcentagem em vias primárias, 39% e 30%, respectivamente (Figura 7). Ainda, os fatores de ponderação aumentaram em 4% a porcentagem de células dentro do critério de aceitabilidade em vias secundárias para BUS, enquanto aumentaram 4% em vias primárias para TRUCKS (Figura 8).

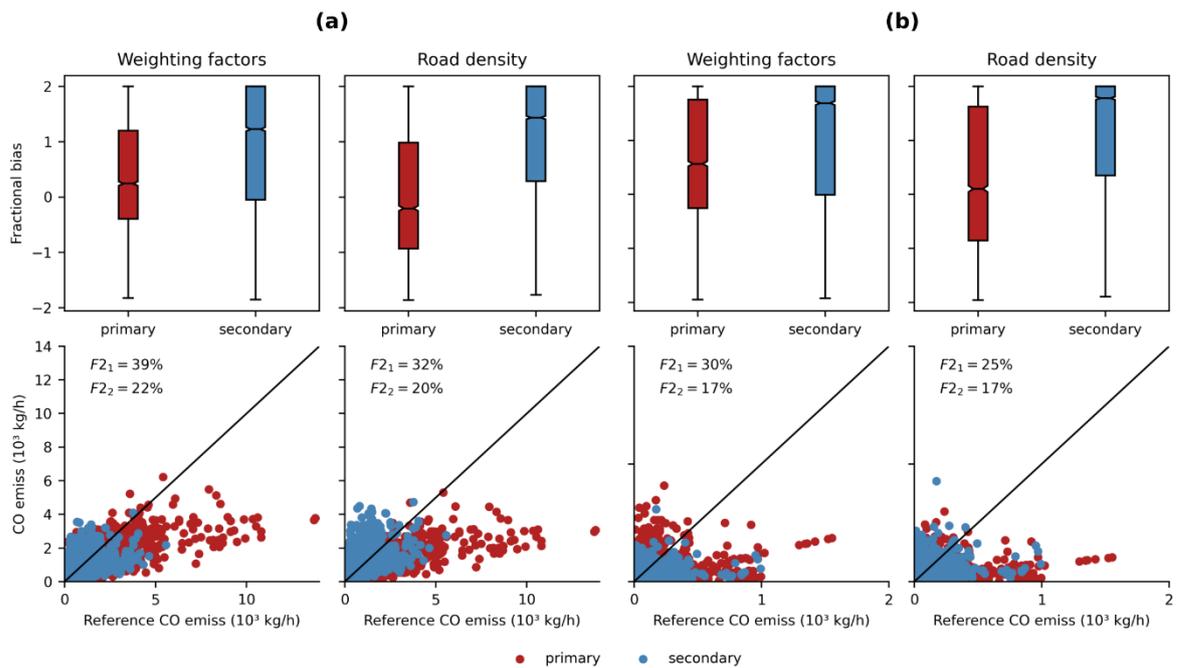


Figura 7. Boxplot do Fractional bias e gráfico de dispersão das emissões de CO por tipo de via para (a) PC e (b) HEAVY para cada método de desagregação. A linha diagonal 1:1 no gráfico representa as mesmas emissões para o método de referência e os métodos de desagregação.

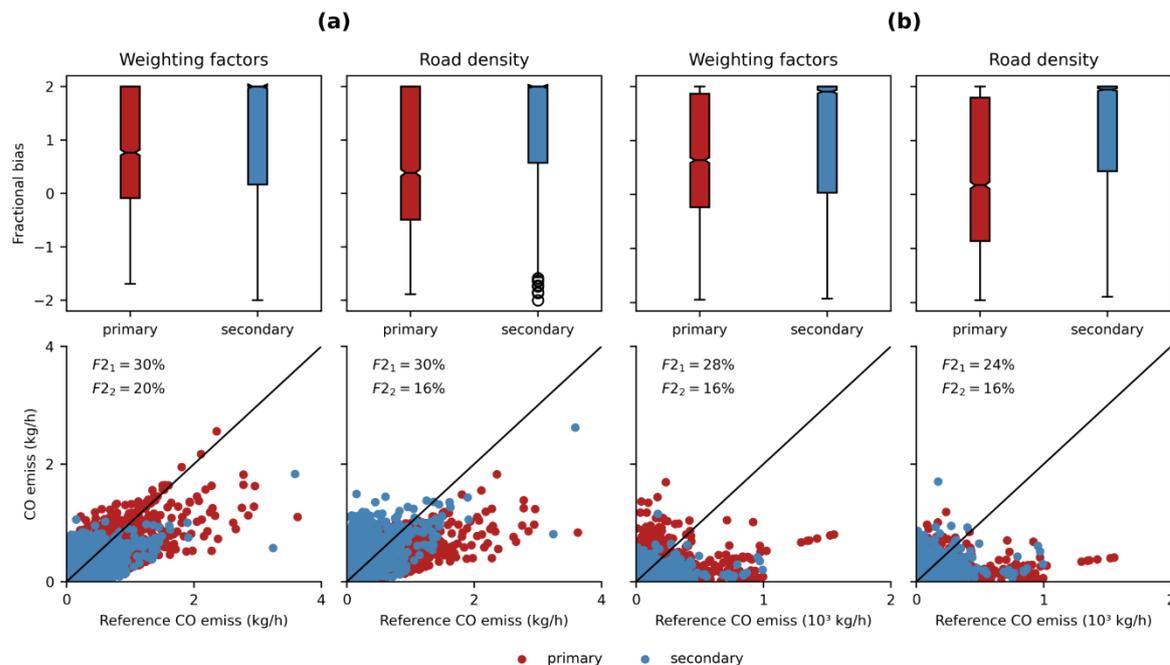


Figura 8. Boxplot do Fractional bias e gráfico de dispersão das emissões de CO por tipo de via para (a) BUS e (b) TRUCKS para cada método de desagregação. A linha diagonal 1:1 no gráfico representa as mesmas emissões para o método de referência e os métodos de desagregação.

Comparando as métricas estatísticas (bias, Fractional bias, critério de aceitabilidade, distância de Hellinger e correlação de Spearman) por cidade e método de desagregação, foi observado uma maior porcentagem de municípios que melhoraram as métricas estatísticas com o uso dos fatores de ponderação (Tabela 5). Considerando a rede viária total, os fatores de ponderação melhoraram as métricas estatísticas de mais de 50% das cidades em todas as categorias de veículos, exceto BUS e HEAVY para o critério de aceitabilidade e Fractional bias, respectivamente. Para as vias primárias, o método dos fatores de ponderação melhorou o critério de aceitabilidade em mais de 63% para todas as categorias de veículos. Por outro lado, o uso dos fatores de ponderação em vias primárias não melhorou o bias, Fractional bias e a distância de Hellinger na maioria dos municípios. Em contraste, o uso dos fatores de ponderação em vias secundárias melhorou o bias, Fractional bias e a distância de Hellinger em mais de 79% dos municípios para PC, 90% para BUS, 89% para TRUCKS e 92% para HEAVY. No entanto, o critério de aceitabilidade melhorou em 53% dos municípios para TRUCKS e 51% para HEAVY e menos de 50% para PC e BUS.

Tabela 5. Porcentagem de municípios (%) em que o método de desagregação por fatores de ponderação melhorou o bias, o Fracional bias, a correlação de Spearman, o critério de aceitabilidade e a distância de Hellinger em comparação com o método de densidade de vias. Os resultados da tabela estão apresentados por categoria de veículo e tipo de via para cada município.

Métricas estatísticas	Tipo de via	PC	BUS	TRUCKS	HEAVY
Bias*		81	61	73	68
Fractional bias		59	59	51	49
Critério de aceitabilidade	Total	54	46	60	59
Distância de Hellinger		70	57	75	73
Correlação		71	56	76	75
Bias*		49	16	33	35
Fractional bias	Primárias	43	11	24	27
Critério de aceitabilidade		66	69	63	64
Distância de Hellinger		49	24	33	33
Bias*		81	90	95	95
Fractional bias	Secundárias	84	100	98	98
Critério de aceitabilidade		39	41	53	51
Distância de Hellinger		79	90	89	92

*Todas as métricas estatísticas foram analisadas em média, exceto pelo bias que foi analisado na mediana.

A Figura 9 apresenta o Fractional bias no espaço referente à emissão veicular da categoria automóveis (PC) nas três regiões metropolitanas para o método de fatores de ponderação e densidade de vias. Em todas as regiões metropolitanas, o método de densidade de vias apresentou um padrão consistente em subestimar as emissões em rodovias e superestimar as emissões em zonas residenciais, alinhado com resultados encontrados por estudos anteriores (Ossés de Eicker et al., 2008; Tuia et al., 2007). O método de fatores de ponderação minimizou as subestimações em rodovias, sendo mais visível na FLMA, em que as células das rodovias apresentaram valores de Fractional bias mais baixos. Além disso, as células com vias secundárias (zonas residenciais) ainda são superestimadas ao utilizar os fatores de ponderação, principalmente em vias com baixas emissões. Para PC, a correlação de Spearman e a porcentagem de células dentro do critério de aceitabilidade aumentaram ao usar o método de fatores de ponderação na FLMA e CMA. Por outro lado, SPMA mostrou pouca diferença entre os dois métodos de desagregação (Figura 9). As Figuras A3 a A5 do apêndice ilustram o Fractional bias no espaço, porcentagem de células dentro do critério de aceitabilidade e correlação de Spearman para as categorias TRUCKS, HEAVY e BUS nas três regiões metropolitanas. A FLMA apresentou resultados semelhantes para todas as categorias de veículos, em que o método de fatores de ponderação aumentou a porcentagem de células dentro do critério de aceitabilidade e a correlação de Spearman. Em SPMA, não foi observado

diferenças nas emissões de BUS ao comparar ambos os métodos de desagregação. No entanto, observou-se um aumento na correlação de Spearman para as emissões de HEAVY e TRUCKS. Além disso, o critério de aceitabilidade aumentou para TRUCKS, enquanto permaneceu inalterado para HEAVY. Em relação à CMA, resultados semelhantes foram encontrados para HEAVY e TRUCKS, nos quais os fatores de ponderação aumentaram a correlação de Spearman, embora ocorreu uma leve diminuição na porcentagem de células que atendem ao critério de aceitabilidade. Entre os 19 municípios analisados na CMA, foram observadas emissões da categoria BUS em apenas 5 municípios, conforme mostrado na Figura A5 do apêndice. Desta forma, referente à emissão da categoria BUS em CMA, o uso do método de fatores de ponderação aumentou a porcentagem de células dentro do critério de aceitabilidade, enquanto a correlação de Spearman permaneceu inalterada em comparação com o método de densidade de vias.

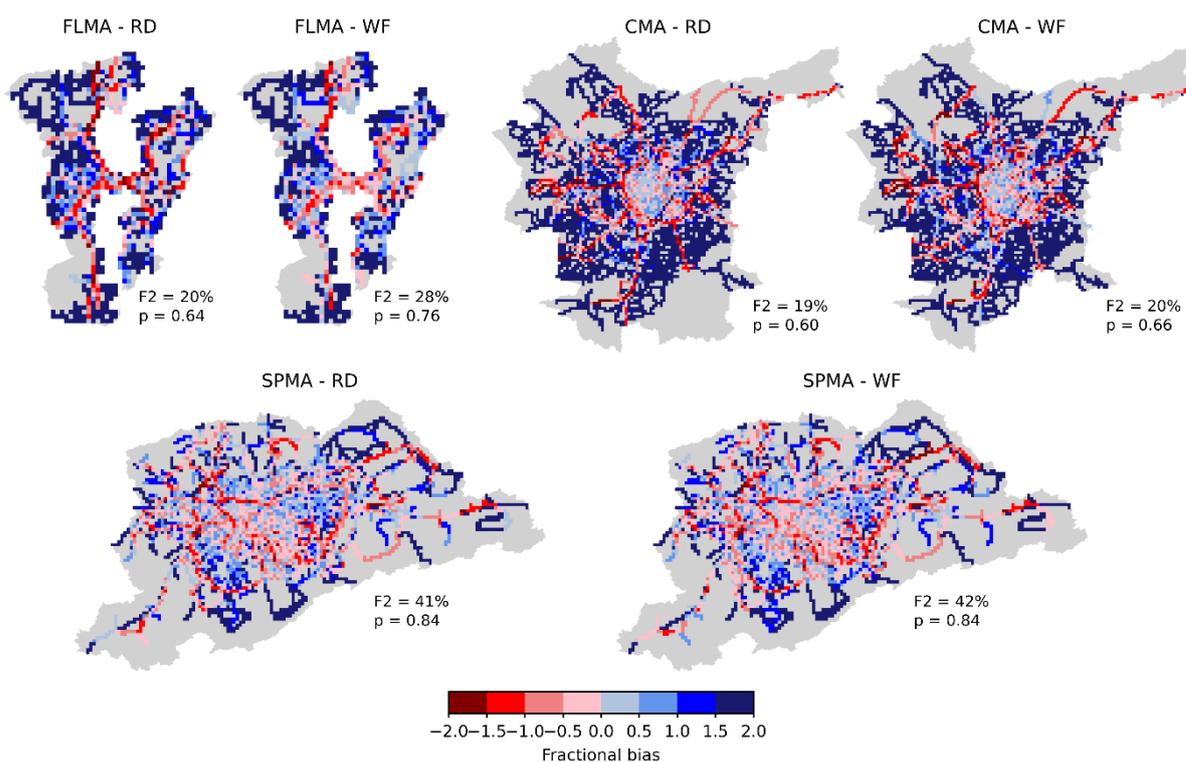


Figura 9. Fractional bias das emissões de CO da categoria automóveis (PC) entre as emissões de referência e desagregadas em cada região metropolitana analisada. Notas: RD é o método de densidade de vias; WF é o método de fatores de ponderação; FLMA é a região metropolitana de Florianópolis; CMA é a região metropolitana de Curitiba; SPMA é a região metropolitana de São Paulo; F2 é a porcentagem de células dentro do critério de aceitabilidade; e p é a correlação de Spearman.

4.3 DESEMPENHO DOS MODELOS DE FATORES DE PONDERAÇÃO NO BRAVES

Os fatores de ponderação utilizados nesta etapa do trabalho foram estimados através dos modelos demonstrados pela Equação 2 na seção 3.2 utilizando diferentes parâmetros encontrados na Tabela 3 para cada categoria de veículo. A Figura 10 mostra os fatores de ponderação preditos para as vias primárias de cada categoria de veículo no domínio d02 localizado na região Sul do Brasil. Notou-se que para os automóveis (Figura 10a) os fatores de ponderação encontram-se nos intervalos de 0,35 a 0,75, sendo o intervalo de 0,35 a 0,55 mais predominante. Para os ônibus (Figura 10b) foi observado uma grande predominância dos fatores de ponderação em um intervalo de 0,35 a 0,45 e poucos municípios nos intervalos maiores. Um resultado semelhante ao da categoria de ônibus foi encontrado na categoria de caminhões (Figura 10c), contudo com uma maior quantidade de municípios dentro do menor intervalo de 0,25 a 0,35. Por fim, a categoria de veículos pesados (Figura 10d) obteve os fatores de ponderação na maioria dos municípios entre os intervalos 0,25 a 0,35. Além disso, os fatores de ponderação com valores entre 0,55 e 0,85 foram encontrados nos mesmos municípios entre as diferentes categorias de veículos. Além disso, foi predito os fatores de ponderação para as vias primárias em todos os municípios do Brasil, conforme Figura A6 do apêndice.

Os modelos de fatores de ponderação por categoria de veículos foram implementados nas emissões municipais do BRAVES em um domínio no sul do Brasil e comparados com as emissões veiculares do BRAVES desagregado com a densidade de vias (Figura 11). Desta forma, foi obtido um cenário visualmente mais realista para as emissões de CO ao utilizar o modelo de fatores de ponderação em comparação com o método de densidade de vias. A diferença entre os dois métodos de desagregação revela que o uso dos modelos de fatores de ponderação resulta em uma redução das emissões nos centros urbanos e uma redistribuição dessas emissões para as vias primárias (ou seja, rodovias) que conectam as áreas urbanas. O teste de Mann-Whitney foi aplicado nas emissões desagregadas pelos dois métodos de desagregação e o resultado mostrou que há uma diferença significativa entre as distribuições das emissões de CO desagregadas com os fatores de ponderação e com densidade de vias (p -valor = 4.75E-54).

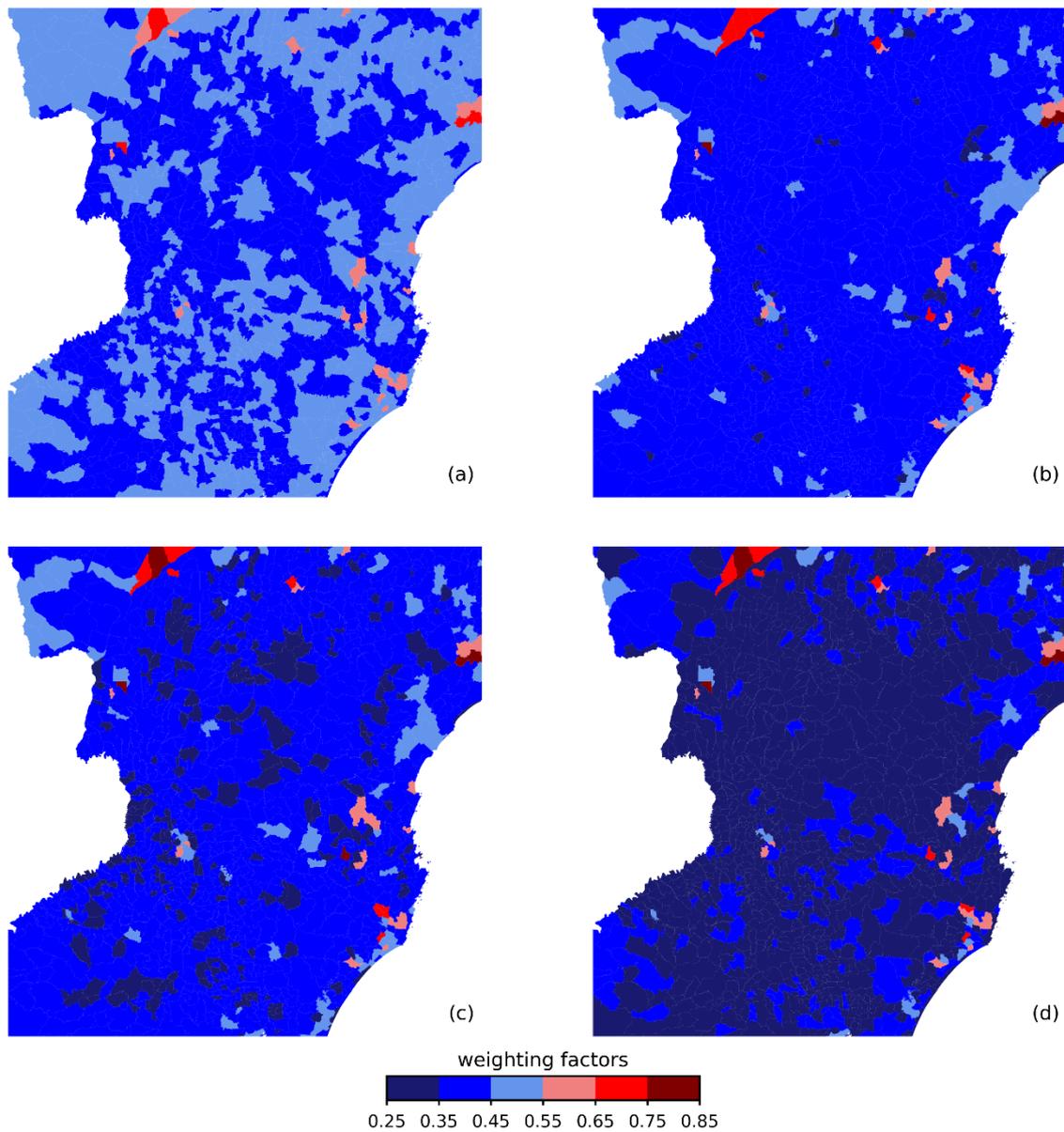


Figura 10. Fatores de ponderação preditos nas vias primárias nos municípios do domínio d02 na região Sul do Brasil para as categorias de veículos (a) automóveis, (b) ônibus, (c) caminhões e (d) pesados.

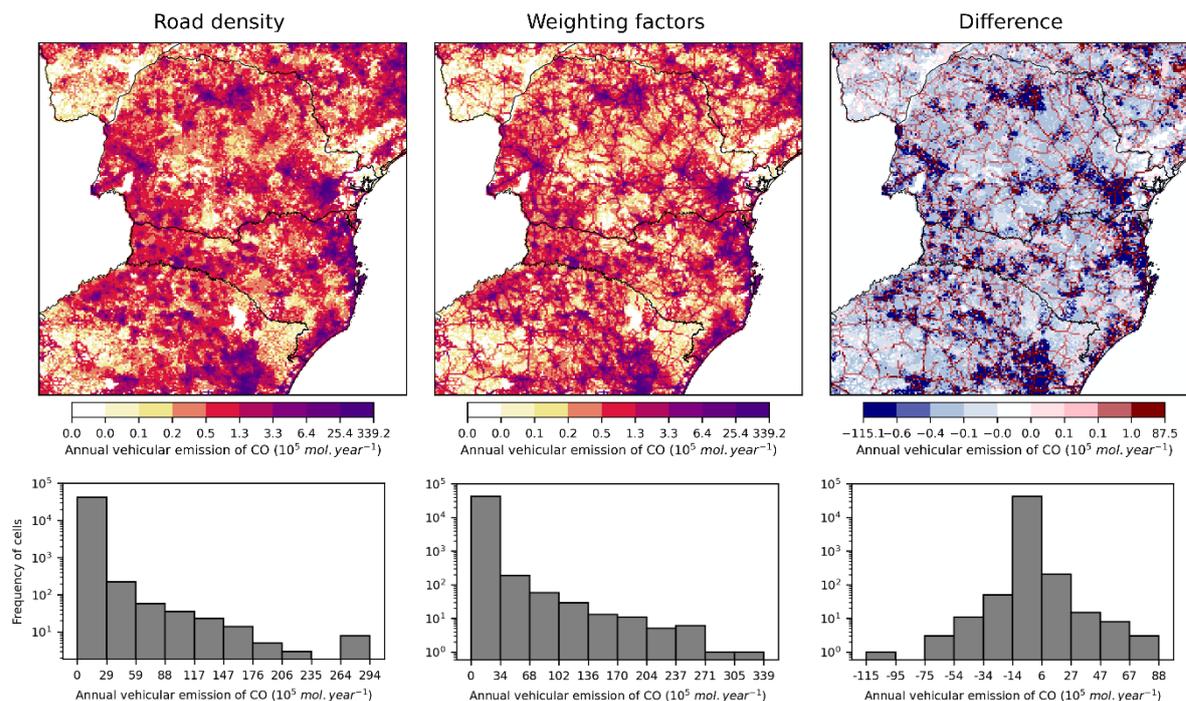


Figura 11. Emissões de CO de todas as categorias de veículos no nível municipal do BRAVES (Vasques e Hoinaski, 2021) desagregadas pelos modelos de densidade de vias e fatores de ponderação (Equação 2 usando os parâmetros da Tabela 3), e diferença de emissão de CO entre os dois métodos de desagregação em uma resolução espacial de 4 km². Nota: Uma diferença positiva indica uma superestimação do método de fatores de ponderação.

4.4 DESEMPENHO DO ACOPLAMNETO DAS ESTIMATIVAS DE EMISSÕES VEICULARES NO CMAQ

O desempenho do acoplamento das emissões veiculares no CMAQ foi obtido através da comparação entre os dados modelados de concentração de poluentes do ar (saída do modelo CMAQ) e dados de observações de estações de monitoramento dentro de um domínio no Sul do Brasil. Os dados de concentrações de poluentes atmosféricos foram modelados utilizando como dado de entrada no CMAQ dois inventários de emissão veicular diferentes e assim criando dois cenários: (i) fatores de ponderação (WF); e (ii) densidade de vias (RD). A Tabela A2 do apêndice mostra os valores médios e a diferença do bias, correlação de Spearman, RMSE e MAE para os dois cenários modelados pelo CMAQ comparados com os dados das estações de monitoramento.

Dentre as estações de monitoramento do Estado do Paraná, apenas a estação PR03 apresentou dados de medição durante o período de modelagem. Os poluentes O₃ e PM₁₀ foram detectados em 8 estações, enquanto os poluentes NO₂ e CO em 9 e 4 estações, respectivamente. O cenário WF apresentou menor valor de bias, RMSE e MAE em 7 das 9 estações para o

poluente NO_2 . Contudo, ambos os cenários demonstraram correlações de Spearman semelhantes. Os dados de simulação para o cenário WF obtiveram elevados erros na estação de monitoramento SC01, em comparação com o cenário RD. Para o ozônio, o cenário WF obteve menores erros em 4 das 8 estações de monitoramento. Apesar do cenário WF apresentar maior bias na estação de monitoramento SC01, o RMSE e MAE foram menores do que os obtidos pelo cenário RD. Além disso, considerando o poluente CO, o cenário WF apresentou menor bias, RMSE e MAE na estação de monitoramento RS03 e maior correlação de Spearman. Embora o cenário WF demonstre maior bias na estação de monitoramento RS07 para o poluente CO, também foi observado menor RMSE e MAE e maior correlação de Spearman. Por fim, em relação ao poluente PM_{10} , o cenário WF apresentou bias e MAE menores em 4 das 8 estações de monitoramento. Além disso, o RMSE foi menor no cenário WF em 6 das 8 estações de monitoramento. Em contrapartida, o cenário WF apresentou elevados erros na estação RS09.

A Figura 12 apresenta o boxplot dos valores médios do bias, correlação de Spearman, RMSE e MAE resultantes da comparação entre os dados das estações de monitoramento e dos dois cenários modelados pelo CMAQ. Em geral, o cenário WF apresentou menor bias e MAE para o poluente PM_{10} e menor RMSE para os poluentes NO_2 e PM_{10} . Os dois cenários apresentaram resultados semelhantes para a correlação de Spearman, no entanto, observou-se um pequeno aumento na mediana da correlação para o poluente O_3 cenário WF.

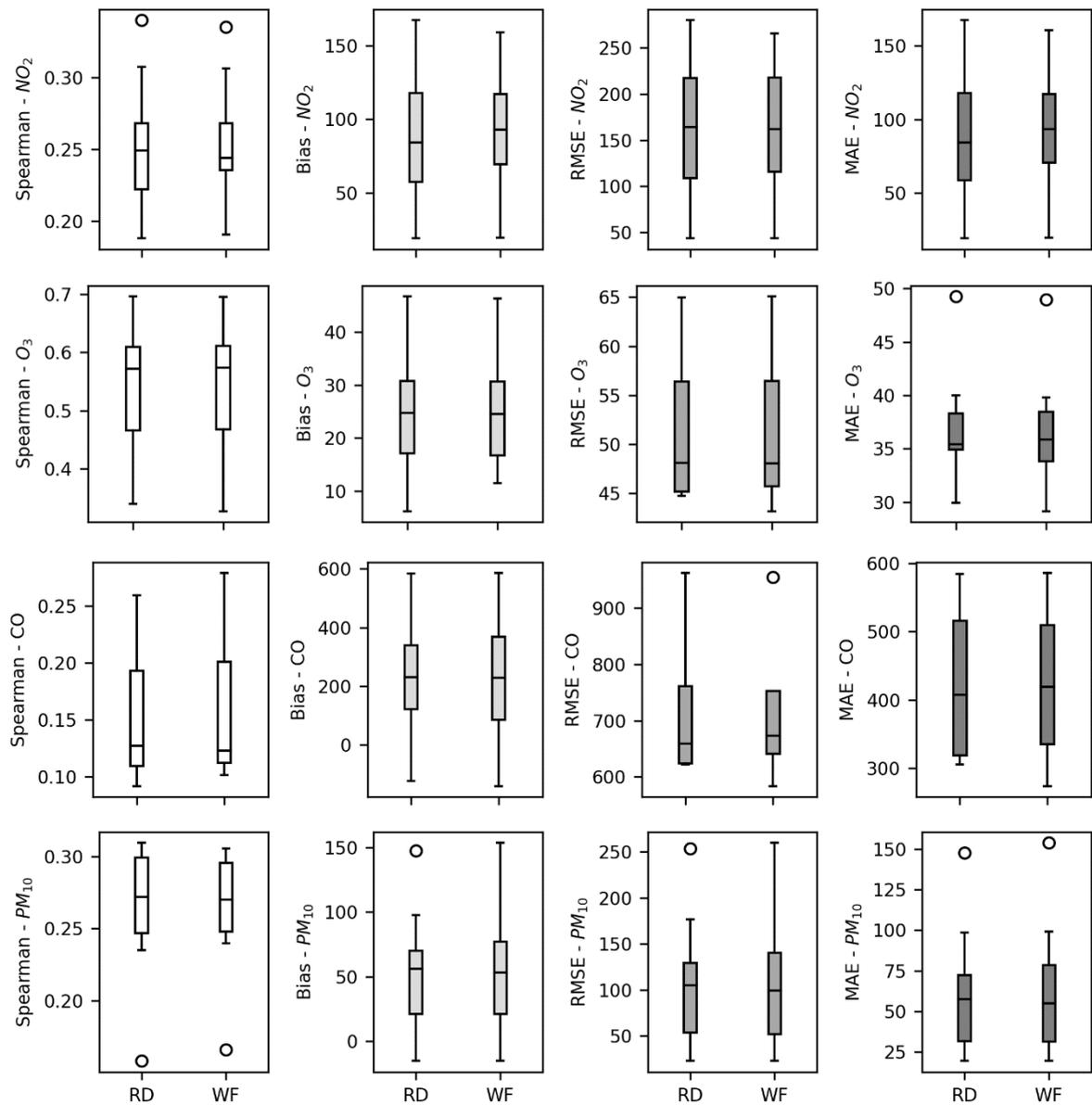


Figura 12. Boxplot da correlação de Spearman, Bias, RMSE e MAE resultantes da comparação entre as estações de monitoramento e a simulação do CMAQ para os dois cenários: densidade de vias (RD) e fatores de ponderação (WF).

6 CONCLUSÕES

Este trabalho propõe um novo método de desagregação espacial de inventários de emissões veiculares que considera características da via e do veículo. O novo método consiste em utilizar fatores de ponderação preditos através do Modelo Linear Generalizado (GLM) para quatro categorias de veículos (automóveis, ônibus, caminhões e veículos pesados). Desta forma, este trabalho realizou uma comparação entre a performance do método de desagregação proposto e o método de desagregação por densidade de vias para testar a hipótese de que a inclusão das características da via e do veículo melhora a precisão espacial das emissões veiculares.

Os resultados dos modelos de fatores de ponderação mostram que os dados de proporção das vias primárias por município como variáveis independentes obtiveram parâmetros significativos para prever os fatores de ponderação. Entre as categorias de veículos, os pesados apresentaram o maior R^2 ajustado, seguido por ônibus, caminhões e automóveis. A análise dos resíduos demonstrou que os critérios de independência, homoscedasticidade e normalidade dos modelos foram atendidos.

A análise de precisão espacial do método proposto e do método de densidade de vias revelou que a desagregação espacial das emissões veiculares melhorou com a utilização dos modelos de fatores de ponderação. Isso ocorreu porque o método de fatores de ponderação diminuiu o Fractional bias e a distância de Hellinger, ao mesmo tempo em que aumentou a correlação de Spearman para todas as categorias de veículo. Além disso, a maioria dos municípios obtiveram melhoria nas métricas estatísticas utilizando os fatores de ponderação. O método de fatores de ponderação apresentou maior porcentagem de células dentro do critério de aceitabilidade nas vias primárias do que nas vias secundárias. Foi observado que o método de densidade de vias subestimou as emissões em vias primárias, enquanto os fatores de ponderação superestimaram em menor magnitude.

A implementação dos modelos de fatores de ponderação no *software* BRAVES resultou em uma estimativa mais realista das emissões veiculares. O novo método conseguiu representar a interconectividade entre cidades com as emissões mais elevadas em rodovias, o que não foi percebido ao utilizar o método de densidade de vias. O teste de Mann-Whitney revelou diferença estatisticamente significativa entre as distribuições das emissões desagregadas pelo método de densidade de vias e pelo método de fatores de ponderação.

O acoplamento das emissões veiculares no CMAQ mostrou que as concentrações modeladas no cenário dos fatores de ponderação (WF) conseguiram diminuir o bias, RMSE e MAE quando comparado com algumas estações de monitoramento. Contudo, o cenário WF também mostrou aumento do erro em algumas estações de monitoramento. Desta forma, ao comparar a performance dos dois cenários modelados de forma geral, notou-se similaridade entre as métricas estatísticas dos dois cenários para o período de simulação considerado.

Os resultados aqui encontrados sugerem que a inclusão das características da via e do veículo na desagregação espacial das emissões veiculares representam uma abordagem promissora para mitigar uma das principais limitações relatadas na literatura quanto ao uso do método de densidade de vias, i.e., superestimação em vias de baixo fluxo e subestimação em vias de alto fluxo. Além disso, o método proposto neste trabalho melhora a resolução espacial das emissões veiculares em relação ao método de densidade de vias. Os modelos de ponderação propostos neste trabalho estimam fatores de ponderação por município utilizando dados simples e pode ser aplicado na maioria dos países em desenvolvimento.

Para trabalhos futuros, recomenda-se incorporar dados adicionais de emissões veiculares em nível de rua ao GLM para reduzir o erro associado na previsão dos fatores de ponderação. Além disso, recomenda-se ampliar o período de simulação do modelo CMAQ para os dois cenários. Desta forma, uma análise mais aprofundada considerando um maior período de simulação e com tamanhos distintos de grades avaliará melhor o desempenho do acoplamento das emissões veiculares estimados pelo método proposto em relação aos dados de estações de monitoramento.

REFERÊNCIAS

AMARAL, Beatriz Silva; NOVAES, Fábio Júnior Moreira; RAMOS, Maria da Conceição Klaus V.; NETO, Francisco Radler de Aquino; GIODA, Adriana. Comparative profile of pollutants generated by a stationary engine fueled with diesel, biodiesel, and ethanol. **Journal of Aerosol Science**, [S. l.], 2016. a. DOI: 10.1016/j.jaerosci.2016.07.009.

AMARAL, Beatriz Silva; NOVAES, Fábio Júnior Moreira; RAMOS, Maria da Conceição Klaus V.; NETO, Francisco Radler de Aquino; GIODA, Adriana. Comparative profile of pollutants generated by a stationary engine fueled with diesel, biodiesel, and ethanol. **Journal of Aerosol Science**, [S. l.], 2016. b. DOI: 10.1016/j.jaerosci.2016.07.009.

AMARAL, G. L., YAZBEK C. L., OLENIKE J. E. Frota brasileira de veículos em circulação. **Instituto Brasileiro de Planejamento e Tributação**, 2018.

ANDRADE, Maria de Fatima et al. **Air quality in the megacity of São Paulo: Evolution over the last 30 years and future perspectives**. **Atmospheric Environment**, 2017. DOI: 10.1016/j.atmosenv.2017.03.051.

ANG, B. W.; FWA, T. F. A study on the fuel-consumption characteristics of public buses. **Energy**, [S. l.], 1989. DOI: 10.1016/0360-5442(89)90033-9.

BRASIL, Advocacia-Geral da União. Lei nº 9.503, de 23 de setembro de 1997. Institui o Código de Trânsito Brasileiro. Diário Oficial da União, 1997.

CARVALHO, Vanessa Silveira Barreto; FREITAS, Edmilson Dias; MARTINS, Leila Droprinchinski; MARTINS, Jorge Alberto; MAZZOLI, Caroline Rosario; ANDRADE, Maria de Fátima. Air quality status and trends over the Metropolitan Area of São Paulo, Brazil as a result of emission control policies. **Environmental Science and Policy**, [S. l.], v. 47, 2015. DOI: 10.1016/j.envsci.2014.11.001.

CETESB. COMPANHIA AMBIENTAL DO ESTADO DE SÃO PAULO (CETESB). Emissões veiculares no Estado de São Paulo 2015. Série relatórios. 2016.

CHANG, J. C.; HANNA, S. R. Air quality model performance evaluation. **Meteorology and Atmospheric Physics**, [S. l.], 2004. DOI: 10.1007/s00703-003-0070-7.

COSTA, M.; BALDASANO, J. M. Development of a source emission model for atmospheric pollutants in the Barcelona area. **Atmospheric Environment**, [S. l.], v. 30, n. 2, 1996. DOI: 10.1016/1352-2310(95)00221-J.

CRIPPA, M. et al. **Fossil CO₂ and GHG emissions of all world countries - 2019 Report Publications Office of the EU**. [s.l: s.n.]. v. 105

CRIPPA, M.; JANSSENS-MAENHOUT, G.; GUIZZARDI, D.; GALMARINI, S. EU effect: Exporting emission standards for vehicles through the global market economy. **Journal of Environmental Management**, [S. l.], v. 183, 2016. DOI: 10.1016/j.jenvman.2016.09.068.

DANESHPAJOOH, Nooshin; ARHAMI, Mohammad; AZOJI, Hassan. PM dispersion during stable winter episodes in tehran and effect of governmental emission regulations. **Atmospheric Pollution Research**, [S. l.], v. 11, n. 8, p. 1316–1328, 2020. DOI: 10.1016/J.APR.2020.05.008. Acesso em: 6 jul. 2023.

EEA. European Environment Agency (Dinamarca). EMEP/EEA air pollutant emission inventory guidebook, 2016. **Luxemburgo: Publications Office of The European Union**, 2016. Disponível em: <<https://www.eea.europa.eu/publications/emep-eea-guidebook-2016>>. Acesso em: 11 mar. 2022.

EYTH, A., STRUM, M., MURPHY, B., EPA, U.S., SHAH, T., SHI, Y., BEARDSLEY, R., YARWOOD, G., HOYOUX, M., (2020). Prepared for: Speciation Tool User's Guide Speciation Tool User's Guide Version 5.0 Ramboll Speciation Tool User's Guide. Disponível em: https://www.cmascenter.org/speciation_tool/documentation/5.1/Ramboll_sptool_users_guide_V5.pdf. Acesso em: 06 Abril 2023.

FAIZ, A; WEAVER, C S; WALSH, P M. Air pollution for motor vehicles: standards and technologies for controlling emissions. Washington, D.C: The World Bank, 1996.

FOLEY, Kristen M.; NAPELENOK, Sergey L.; JANG, Carey; PHILLIPS, Sharon; HUBBELL, Bryan J.; FULCHER, Charles M. Two reduced form air quality modeling techniques for rapidly calculating pollutant mitigation potential across many sources, locations and precursor emission types. **Atmospheric Environment**, [S. l.], v. 98, p. 283–289, 2014. DOI: 10.1016/J.ATMOSENV.2014.08.046. Acesso em: 6 jul. 2023.

FREITAS, Edmilson D.; ROZOFF, Christopher M.; COTTON, William R.; SILVA DIAS, Pedro L. Interactions of an urban heat island and sea-breeze circulations during winter over the metropolitan area of São Paulo, Brazil. **Boundary-Layer Meteorology**, [S. l.], v. 122, n. 1, 2007. DOI: 10.1007/s10546-006-9091-3.

GÓMEZ, C. D.; GONZÁLEZ, C. M.; OSSES, M.; ARISTIZÁBAL, B. H. Spatial and temporal disaggregation of the on-road vehicle emission inventory in a medium-sized Andean city. Comparison of GIS-based top-down methodologies. **Atmospheric Environment**, [S. l.], 2018. DOI: 10.1016/j.atmosenv.2018.01.049.

GONZÁLEZ, Carlos M.; GÓMEZ, Carlos D.; ARISTIZÁBAL, Beatriz H. Drove: An algorithm for spatial and temporal disaggregation of on-road vehicle emission inventories. **Aerosol and Air Quality Research**, [S. l.], v. 20, n. 12, 2020. DOI: 10.4209/aaqr.2020.04.0184.

GUENTHER, A. B.; JIANG, X.; HEALD, C. L.; SAKULYANONTVITTAYA, T.; DUHL, T.; EMMONS, L. K.; WANG, X. The model of emissions of gases and aerosols from nature version 2.1 (MEGAN2.1): An extended and updated framework for modeling biogenic emissions. **Geoscientific Model Development**, [S. l.], v. 5, n. 6, 2012. DOI: 10.5194/gmd-5-1471-2012.

HEMBECK, Linda; DICKERSON, Russell R.; CANTY, Timothy P.; ALLEN, Dale J.; SALAWITCH, Ross J. Investigation of the Community Multiscale air quality (CMAQ) model representation of the Climate Penalty Factor (CPF). **Atmospheric Environment**, [S. l.], v. 283, p. 119157, 2022. DOI: 10.1016/J.ATMOSENV.2022.119157. Acesso em: 6 jul. 2023.

HOINASKI, Leonardo; VASQUES, Thiago Vieira; RIBEIRO, Camilo Bastos; MEOTTI, Bianca. Multispecies and high-spatiotemporal-resolution database of vehicular emissions in Brazil. **Earth System Science Data**, [S. l.], v. 14, n. 6, p. 2939–2949, 2022. DOI: 10.5194/essd-14-2939-2022. Disponível em: <https://essd.copernicus.org/articles/14/2939/2022/>. Acesso em: 5 jun. 2023.

IBARRA-ESPINOSA, Sergio; YNOUE, Rita; O’SULLIVAN, Shane; PEBESMA, Edzer; DE FÁTIMA ANDRADE, María; OSSES, Mauricio. VEIN v0.2.2: an R package for bottom-up vehicular emissions inventories. **Geoscientific Model Development**, [S. l.], v. 11, n. 6, 2018. DOI: 10.5194/gmd-11-2209-2018.

IBARRA-ESPINOSA, Sergio; YNOUE, Rita Yuri; ROPKINS, Karl; ZHANG, Xuelei; DE FREITAS, Edmilson Dias. High spatial and temporal resolution vehicular emissions in south-east Brazil with traffic data from real-time GPS and travel demand models. **Atmospheric Environment**, [S. l.], v. 222, 2020. DOI: 10.1016/j.atmosenv.2019.117136.

JARAMILLO, P., S. KAHN RIBEIRO, P. NEWMAN, S. DHAR, O.E. DIEMUODEKE, T. KAJINO, D.S. LEE, S.B. NUGROHO, X. OU, A. HAMMER STRØMMAN, J. WHITEHEAD, 2022: Transport. In IPCC, 2022: Climate Change 2022: Mitigation of Climate Change. Contribution of Working Group III to the **Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change**. Cambridge University Press, Cambridge, UK and New York, NY, USA. doi: 10.1017/9781009157926.012

KAWASHIMA, Ana Beatriz; MARTINS, Leila Droprinchinski; RAFEE, Sameh Adib Abou; RUDKE, Anderson Paulo; DE MORAIS, Marcos Vinícius; MARTINS, Jorge Alberto. Development of a spatialized atmospheric emission inventory for the main industrial sources in Brazil. **Environmental Science and Pollution Research**, [S. l.], v. 27, n. 29, 2020. DOI: 10.1007/s11356-020-08281-7.

KITAGAWA, Yasmin Kaore Lago; PEDRUZZI, Rizzieri; GALVÃO, Elson Silva; DE ARAÚJO, Igor Baptista; ALBURQUERQUE, Taciana Toledo de Almeida; KUMAR, Prashant; NASCIMENTO, Erick Giovanni Sperandio; MOREIRA, Davidson Martins. Source apportionment modelling of PM_{2.5} using CMAQ-ISAM over a tropical coastal-urban area. **Atmospheric Pollution Research**, [S. l.], v. 12, n. 12, p. 101250, 2021. DOI: 10.1016/J.APR.2021.101250. Acesso em: 6 jul. 2023.

KÜHLWEIN, J.; WICKERT, B.; TRUKENMÜLLER, A.; THELOKE, J.; FRIEDRICH, R. Emission modelling in high spatial and temporal resolution and calculation of pollutant concentrations for comparisons with measured concentrations. **Atmospheric Environment**, [S. l.], v. 36, n. SUPPL. 1, 2002. DOI: 10.1016/S1352-2310(02)00209-1.

LUN, D., VIGLIONE, A., BERTOLA, M., KOMMA, J., PARAJKA, J., VALENT, P., BLÖSCHL, G. Characteristics and process controls of statistical flood moments in Europe - a data-based analysis. **Hydrol Earth Syst Sci**, v. 25, 2021. <https://doi.org/10.5194/hess-25-5535-2021>

MADRAZO, Jessie; CLAPPIER, Alain; BELALCAZAR, Luis Carlos; CUESTA, Osvaldo; CONTRERAS, Heydi; GOLAY, François. Screening differences between a local inventory and the Emissions Database for Global Atmospheric Research (EDGAR). **Science of the Total Environment**, [S. l.], v. 631–632, 2018. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2018.03.094.

MALERBA, D., ESPOSITO, F., MONOPOLI, M., 2002. Comparing dissimilarity measures for probabilistic symbolic objects. In: Zanasi, A., Brebbia, C.A., Ebecken, N.F.F., Melli, P. (Eds.), *Data Mining III, Series Management Information Systems*, vol. 6. WIT Press, Southampton, pp. 31–40

MMA. 1º Inventário Nacional de Emissões Atmosféricas por Veículos Automotores Rodoviários Relatório Final. **Ministério do Meio Ambiente**, [S. l.], 2011.

OSSÉS DE EICKER, Margarita; ZAH, Rainer; TRIVIÑO, Rubén; HURNI, Hans. Spatial accuracy of a simplified disaggregation method for traffic emissions applied in seven

mid-sized Chilean cities. **Atmospheric Environment**, [S. l.], 2008. DOI: 10.1016/j.atmosenv.2007.10.079.

PARRA, R.; JIMÉNEZ, P.; BALDASANO, J. M. Development of the high spatial resolution EMICAT2000 emission model for air pollutants from the north-eastern Iberian Peninsula (Catalonia, Spain). **Environmental Pollution**, [S. l.], v. 140, n. 2, 2006. DOI: 10.1016/j.envpol.2005.07.021.

PARRISH, David D. Critical evaluation of US on-road vehicle emission inventories. **Atmospheric Environment**, [S. l.], v. 40, n. 13, 2006. DOI: 10.1016/j.atmosenv.2005.11.033.

QI, Haoyun; DUAN, Wenjiao; CHENG, Shuiyuan; CAI, Bin. O₃ transport characteristics in eastern China in 2017 and 2021 based on complex networks and WRF-CMAQ-ISAM. **Chemosphere**, [S. l.], v. 337, p. 139258, 2023. DOI: 10.1016/J.CHEMOSPHERE.2023.139258. Acesso em: 6 jul. 2023.

RENCHER, A. C.; SCHAALJE, G. B. (2008). Linear Models in Statistics (2nd ed.). Provo, UT: Department of Statistics, Brigham Young University. ISBN 978-0-471-75498-5

REQUIA, Weeberb J.; KOUTRAKIS, Petros; ROIG, Henrique L.; ADAMS, Matthew D.; SANTOS, Cleide M. Association between vehicular emissions and cardiorespiratory disease risk in Brazil and its variation by spatial clustering of socio-economic factors. **Environmental Research**, [S. l.], v. 150, 2016. DOI: 10.1016/j.envres.2016.06.027.

RIBEIRO, Camilo Bastos; RODELLA, Fernando Henrique Cavalcante; HOINASKI, Leonardo. **Regulating light-duty vehicle emissions: an overview of US, EU, China and Brazil programs and its effect on air quality**. **Clean Technologies and Environmental Policy**, 2022. DOI: 10.1007/s10098-021-02238-1.

SAIDE, P.; ZAH, R.; OSSES, M.; OSSÉS DE EICKER, M. Spatial disaggregation of traffic emission inventories in large cities using simplified top-down methods. **Atmospheric Environment**, [S. l.], 2009. DOI: 10.1016/j.atmosenv.2009.07.013.

SILVA, Sam J.; HEALD, Colette L.; GUENTHER, Alex B. Development of a reduced-complexity plant canopy physics surrogate model for use in chemical transport models: A case study with GEOS-Chem v12.3.0. **Geoscientific Model Development**, [S. l.], v. 13, n. 6, 2020. DOI: 10.5194/gmd-13-2569-2020.

SOLAZZO, Efsio; CRIPPA, Monica; GUIZZARDI, Diego; MUNTEAN, Marilena; CHOULGA, Margarita; JANSSENS-MAENHOUT, Greet. Uncertainties in the Emissions Database for Global Atmospheric Research (EDGAR) emission inventory of greenhouse gases.

Atmospheric Chemistry and Physics, [S. l.], v. 21, n. 7, 2021. DOI: 10.5194/acp-21-5655-2021.

SPITZLEY, David V.; GRANDE, Darby E.; KEOLEIAN, Gregory A.; KIM, Hyung Chul. Life cycle optimization of ownership costs and emissions reduction in US vehicle retirement decisions. **Transportation Research Part D: Transport and Environment**, [S. l.], v. 10, n. 2, 2005. DOI: 10.1016/j.trd.2004.12.003.

TRAIL, M.; TSIMPIDI, A. P.; LIU, P.; TSIGARIDIS, K.; RUDOKAS, J.; MILLER, P.; NENES, A.; HU, Y.; RUSSELL, A. G. Sensitivity of air quality to potential future climate change and emissions in the United States and major cities. **Atmospheric Environment**, [S. l.], v. 94, p. 552–563, 2014. DOI: 10.1016/J.ATMOSENV.2014.05.079. Acesso em: 6 jul. 2023.

TUIA, Devis; OSSÉS DE EICKER, Margarita; ZAH, Rainer; OSSES, Mauricio; ZARATE, Erika; CLAPPIER, Alain. Evaluation of a simplified top-down model for the spatial assessment of hot traffic emissions in mid-sized cities. **Atmospheric Environment**, [S. l.], 2007. DOI: 10.1016/j.atmosenv.2006.12.045.

UEDA, Ana Cláudia; TOMAZ, Edson. Inventário de emissão de fontes veiculares da Região Metropolitana de Campinas, São Paulo. **Química Nova**, [S. l.], 2011. DOI: 10.1590/s0100-40422011000900003.

VASQUES, Thiago Vieira; HOINASKI, Leonardo. Brazilian vehicular emission inventory software – BRAVES. **Transportation Research Part D: Transport and Environment**, [S. l.], v. 100, 2021. DOI: 10.1016/j.trd.2021.103041.

WANG, Haikun; FU, Lixin; ZHOU, Yu; DU, Xuan; GE, Weihua. Trends in vehicular emissions in China's mega cities from 1995 to 2005. **Environmental Pollution**, [S. l.], v. 158, n. 2, 2010. DOI: 10.1016/j.envpol.2009.09.002.

WANG, Yangjun et al. Differences between VOCs and NO_x transport contributions, their impacts on O₃, and implications for O₃ pollution mitigation based on CMAQ simulation over the Yangtze River Delta, China. **Science of The Total Environment**, [S. l.], v. 872, p. 162118, 2023. DOI: 10.1016/J.SCITOTENV.2023.162118. Acesso em: 6 jul. 2023.

WILKS, D. S. Chapter 7: Statistical Forecasting. *Em: Statistical Methods in the Atmospheric Sciences*. [s.l: s.n.]. v. Third Edit.

WINIWARTER, Wilfried; DORE, Chris; HAYMAN, Garry; VLACHOGIANNIS, Diamando; GOUNARIS, Nikolaos; BARTZIS, John; EKSTRAND, Sam; TAMPONI, Matteo;

MAFFEIS, Giuseppe. Methods for comparing gridded inventories of atmospheric emissions - Application for Milan province, Italy and the Greater Athens Area, Greece. **Science of the Total Environment**, [S. l.], v. 303, n. 3, 2003. DOI: 10.1016/S0048-9697(02)00473-4.

YALUK, Elly Arukulem et al. Changes in first- and second-order sensitivities of ozone concentration to its precursors over the Yangtze River Delta region of China due to COVID-19 lockdown: Insights from CMAQ-HDDM modeling study. **Atmospheric Environment**, [S. l.], p. 119931, 2023. DOI: 10.1016/J.ATMOSENV.2023.119931. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1352231023003576>. Acesso em: 6 jul. 2023.

YARWOOD, Greg; JUNG, Jaegun; WHITTEN, Gary Z.; HEO, Gookyoung; MELLBERG, Jocelyn; ESTES, Mark. Updates to the Carbon Bond Mechanism for Version 6 (CB6). **Presented at the 9th Annual CMAS Conference, Chapel Hill, NC, October 11-13**, [S. l.], v. 6, n. 415, 2010.

ZHANG, Shaojun; WU, Ye; LIU, Huan; HUANG, Ruikun; UN, Puikai; ZHOU, Yu; FU, Lixin; HAO, Jiming. Real-world fuel consumption and CO₂ (carbon dioxide) emissions by driving conditions for light-duty passenger vehicles in China. **Energy**, [S. l.], 2014. DOI: 10.1016/j.energy.2014.02.103.

APÊNDICE

RP	1.00*	0.26	0.54	0.43	0.59
pc	0.26	1.00*	0.15*	0.76	0.59
bus	0.54	0.15*	1.00*	0.17	0.39
trucks	0.43	0.76	0.17	1.00*	0.83*
heavy	0.59	0.59	0.39	0.83*	1.00*
	RP	pc	bus	trucks	heavy

Figura A1. Matriz de correlação dos valores originais das variáveis dependentes e independentes. P-valor menor que 0.05 é indicado pelo *. RP é a proporção do comprimento das vias primárias utilizado como variável independente no Modelo Linear Generalizado; pc é o valor dos fatores de ponderação para a categoria de veículos automóveis; bus é o valor dos fatores de ponderação para a categoria de veículos ônibus; trucks é o valor dos fatores de ponderação para a categoria de veículos caminhões e heavy é o valor dos fatores de ponderação para a categoria de veículos pesados.

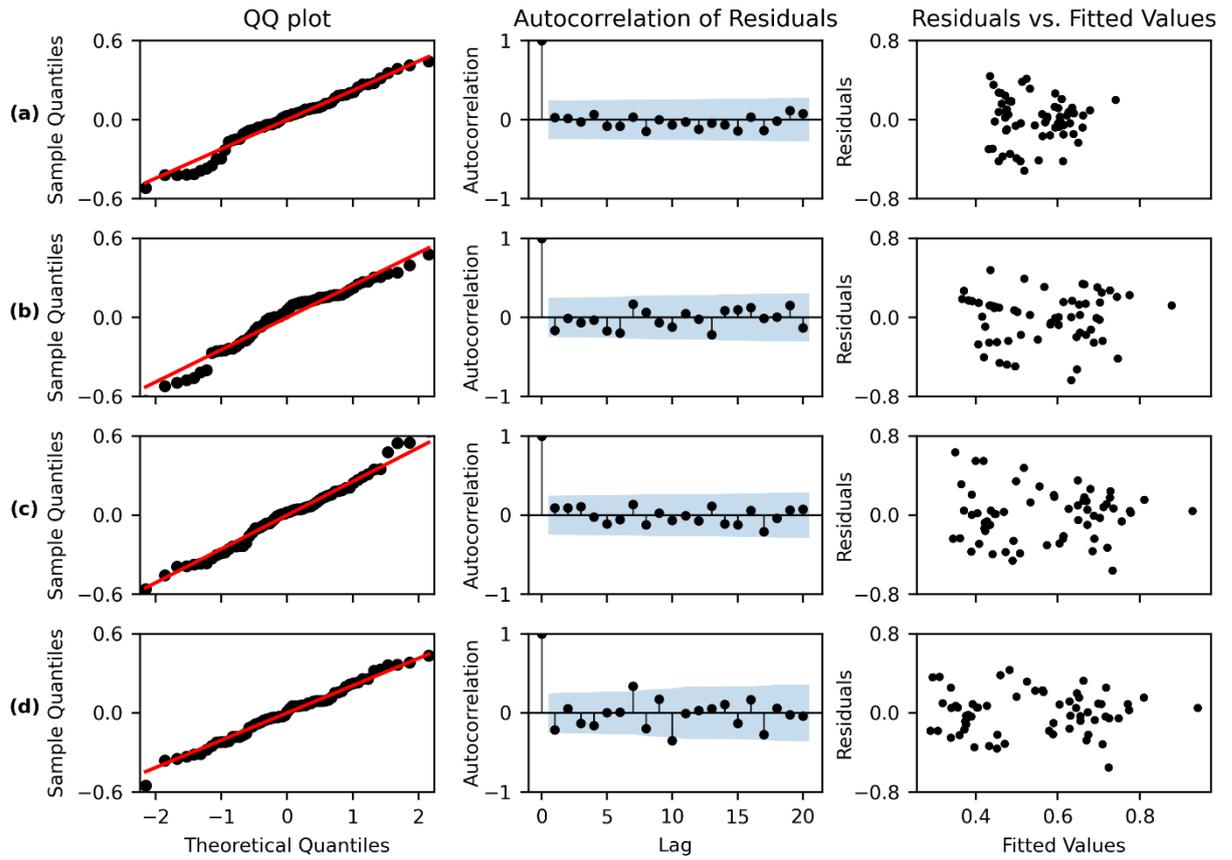


Figura A2. Análise dos resíduos dos modelos para cada categoria veicular, sendo (a) carros de passageiros, (b) ônibus, (c) caminhões e (d) veículos pesados.

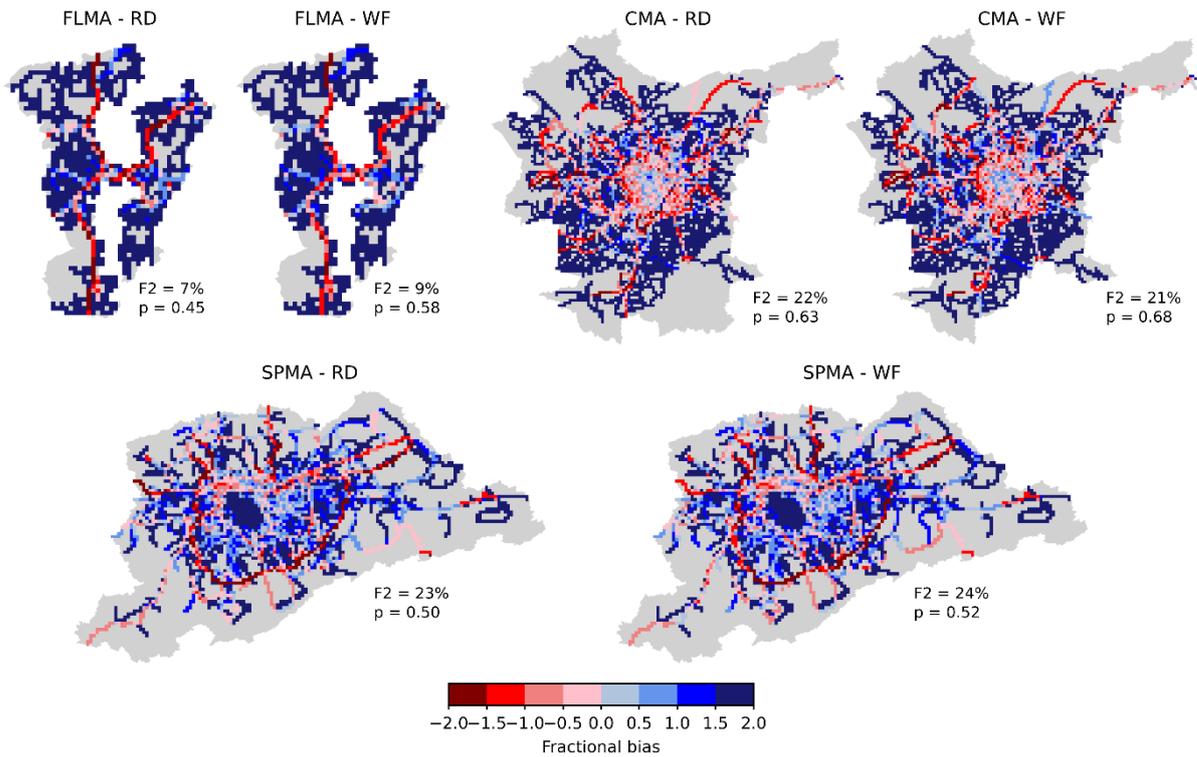


Figura A3. Fractional bias das emissões de CO da categoria caminhões (TRUCKS) entre as emissões de referência e desagregadas em cada região metropolitana analisada. Notas: RD é o método de densidade de vias; WF é o método de fatores de ponderação; FLMA é a região metropolitana de Florianópolis; CMA é a região metropolitana de Curitiba; SPMA é a região metropolitana de São Paulo; F2 é a porcentagem de células dentro do critério de aceitabilidade; e p é a correlação de Spearman.

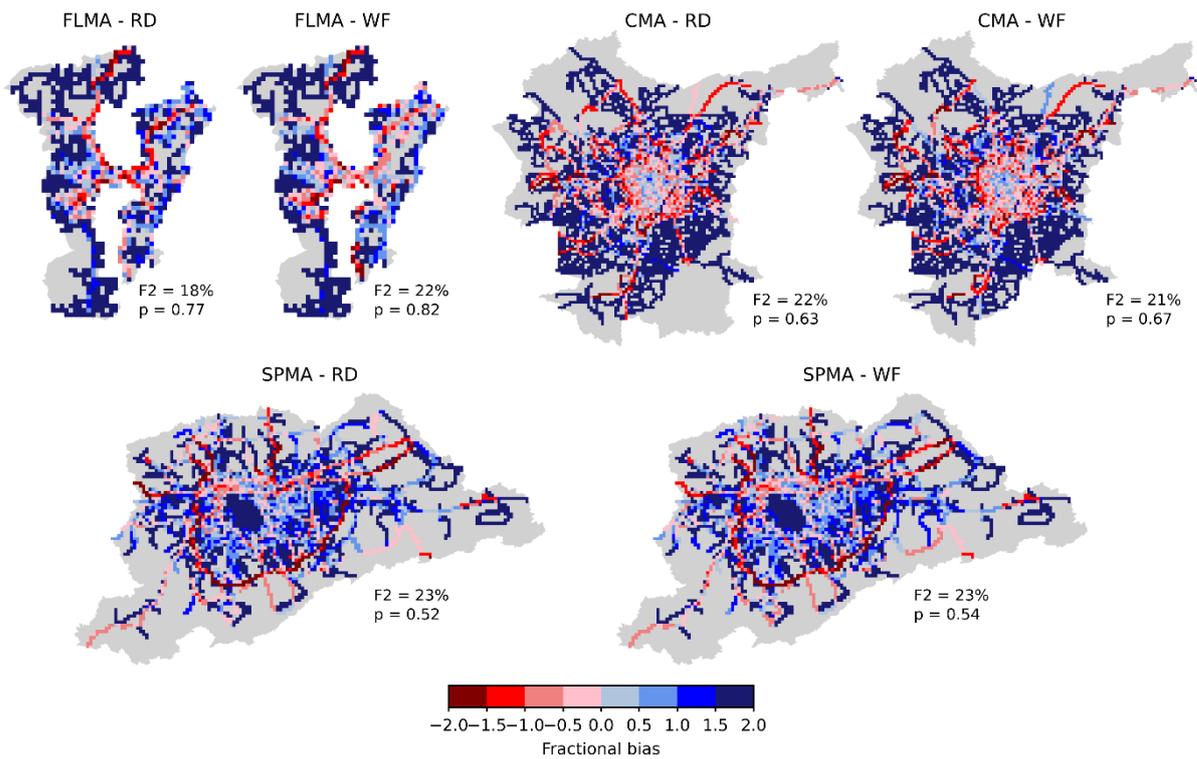


Figura A4. Fractional bias das emissões de CO da categoria pesados (HEAVY) entre as emissões de referência e desagregadas em cada região metropolitana analisada. Notas: RD é o método de densidade de vias; WF é o método de fatores de ponderação; FLMA é a região metropolitana de Florianópolis; CMA é a região metropolitana de Curitiba; SPMA é a região metropolitana de São Paulo; F2 é a porcentagem de células dentro do critério de aceitabilidade; e p é a correlação de Spearman.

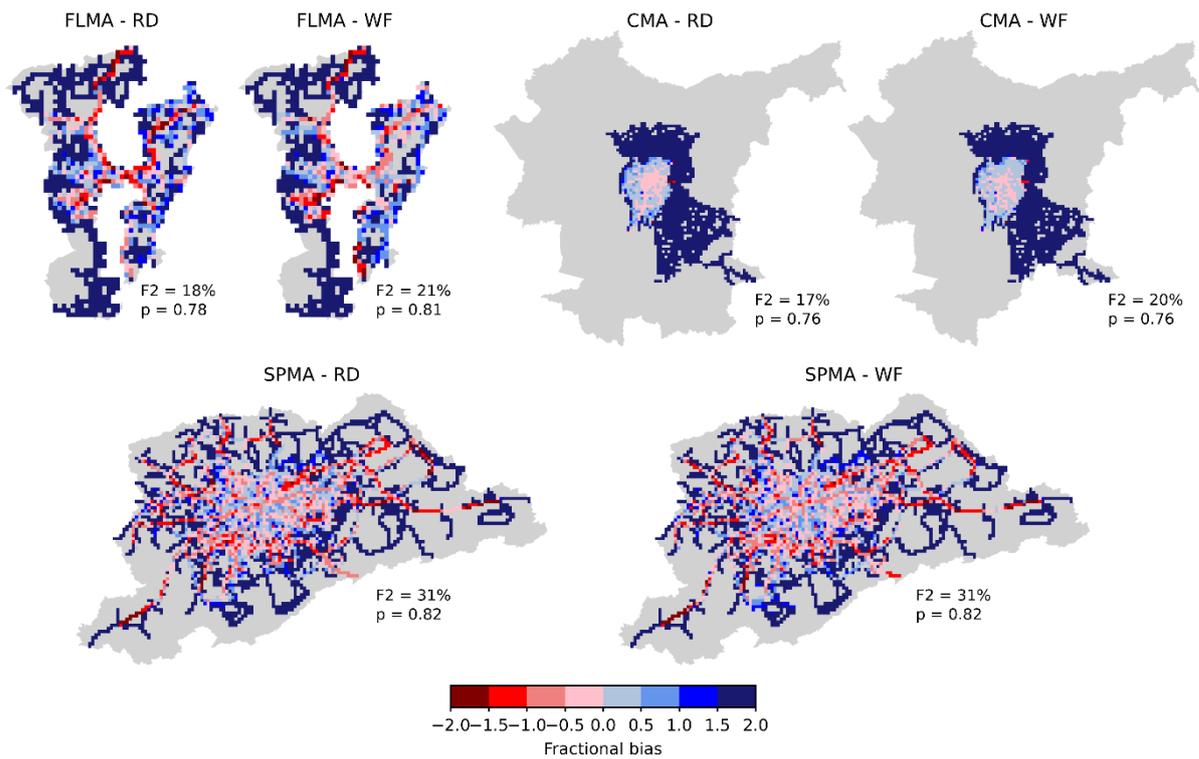


Figura A5. Fractional bias das emissões de CO da categoria ônibus (BUS) entre as emissões de referência e desagregadas em cada região metropolitana analisada. Notas: RD é o método de densidade de vias; WF é o método de fatores de ponderação; FLMA é a região metropolitana de Florianópolis; CMA é a região metropolitana de Curitiba; SPMA é a região metropolitana de São Paulo; F2 é a porcentagem de células dentro do critério de aceitabilidade; e p é a correlação de Spearman.

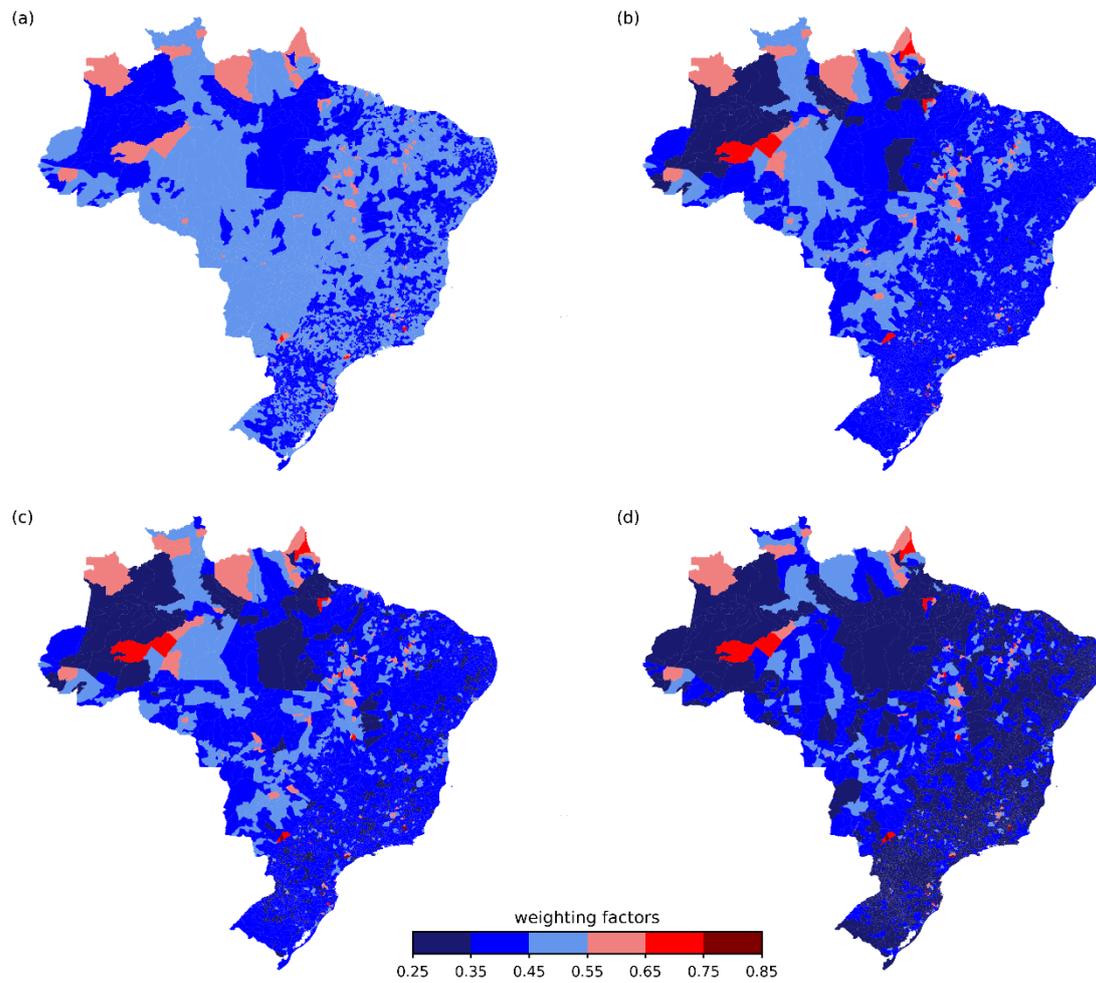


Figura A6. Fatores de ponderação preditos nas vias primárias em todos os municípios do Brasil para as categorias de veículos (a) automóveis, (b) ônibus, (c) caminhões e (d) pesados.

Tabela A1. Fatores de ponderação das vias primárias calculados através da Equação 1 para os poluentes CO, CO₂, PM e NO_x por cidade e categoria de veículo. Nota: PC é automóvel, MC é motocicleta, LCV é veículos comerciais leves, BUS é ônibus e TRUCKS é caminhão.

Cidade	Categoria	CO	CO ₂	PM	NO _x	Cidade	Categoria	CO	CO ₂	PM	NO _x
Almirante Tamandaré	PC	0.63	0.63	0.63	0.63	Guararema	PC	0.68	0.68	0.68	0.68
	MC	0.63	0.63	0.63	0.63		MC	0.68	0.68	0.68	0.68
	LCV	0.63	0.63	0.63	0.63		LCV	0.68	0.68	0.68	0.68
	TRUCKS	0.43	0.43	0.43	0.43		TRUCKS	0.89	0.89	0.89	0.89
	BUS	0.02	0.02	0.02	0.02		BUS	0.32	0.32	0.32	0.32
Araucária	PC	0.67	0.67	0.67	0.67	Guarulhos	PC	0.54	0.54	0.54	0.54
	MC	0.67	0.67	0.67	0.67		MC	0.54	0.54	0.54	0.54
	LCV	0.67	0.67	0.67	0.67		LCV	0.54	0.54	0.54	0.54
	TRUCKS	0.48	0.48	0.48	0.48		TRUCKS	0.56	0.56	0.56	0.56
	BUS	-	-	-	-		BUS	0.47	0.47	0.47	0.47
Balsa Nova	PC	0.15	0.15	0.15	0.15	Itapeçerica da Serra	PC	0.10	0.10	0.10	0.10
	MC	0.15	0.15	0.15	0.15		MC	0.10	0.10	0.10	0.10
	LCV	0.15	0.15	0.15	0.15		LCV	0.10	0.10	0.10	0.10
	TRUCKS	0.13	0.13	0.13	0.13		TRUCKS	0.05	0.05	0.05	0.05
	BUS	-	-	-	-		BUS	0.70	0.70	0.70	0.70
Bocaiúva do Sul	PC	0.37	0.37	0.37	0.37	Itapevi	PC	0.43	0.43	0.43	0.43
	MC	0.37	0.37	0.37	0.37		MC	0.43	0.43	0.43	0.43
	LCV	0.37	0.37	0.37	0.37		LCV	0.43	0.43	0.43	0.43
	TRUCKS	0.26	0.26	0.26	0.26		TRUCKS	0.46	0.46	0.46	0.46
	BUS	-	-	-	-		BUS	0.71	0.71	0.71	0.71
Campina Grande do Sul	PC	0.38	0.38	0.38	0.38	Itaquaquecetuba	PC	0.34	0.34	0.34	0.34
	MC	0.38	0.38	0.38	0.38		MC	0.34	0.34	0.34	0.34
	LCV	0.38	0.38	0.38	0.38		LCV	0.34	0.34	0.34	0.34
	TRUCKS	0.34	0.34	0.34	0.34		TRUCKS	0.37	0.37	0.37	0.37
	BUS	-	-	-	-		BUS	0.45	0.45	0.45	0.45
Campo Largo	PC	0.50	0.50	0.50	0.50	Jandira	PC	0.84	0.84	0.84	0.84

Cidade	Categoria	CO	CO ₂	PM	NO _x	Cidade	Categoria	CO	CO ₂	PM	NO _x
	MC	0.50	0.50	0.50	0.50		MC	0.84	0.84	0.84	0.84
	LCV	0.50	0.50	0.50	0.50		LCV	0.84	0.84	0.84	0.84
	TRUCKS	0.29	0.29	0.29	0.29		TRUCKS	0.94	0.94	0.94	0.94
	BUS	-	-	-	-		BUS	0.97	0.97	0.97	0.97
	PC	0.13	0.13	0.13	0.13		PC	0.32	0.32	0.32	0.32
	MC	0.13	0.13	0.13	0.13		MC	0.32	0.32	0.32	0.32
Campo Magro	LCV	0.13	0.13	0.13	0.13	Juquitiba	LCV	0.32	0.32	0.32	0.32
	TRUCKS	0.11	0.11	0.11	0.11		TRUCKS	0.29	0.29	0.29	0.29
	BUS	-	-	-	-		BUS	0.00	0.00	0.00	0.00
	PC	0.56	0.56	0.56	0.56		PC	0.39	0.39	0.39	0.39
	MC	0.56	0.56	0.56	0.56		MC	0.39	0.39	0.39	0.39
Colombo	LCV	0.56	0.56	0.56	0.56	Mairiporã	LCV	0.39	0.39	0.39	0.39
	TRUCKS	0.35	0.35	0.35	0.35		TRUCKS	0.24	0.24	0.24	0.24
	BUS	0.91	0.91	0.91	0.91		BUS	0.64	0.64	0.64	0.64
	PC	0.80	0.80	0.80	0.80		PC	0.55	0.55	0.55	0.55
	MC	0.80	0.80	0.80	0.80		MC	0.55	0.55	0.55	0.55
Contenda	LCV	0.80	0.80	0.80	0.80	Mauá	LCV	0.55	0.55	0.55	0.55
	TRUCKS	0.68	0.68	0.68	0.68		TRUCKS	0.73	0.73	0.73	0.73
	BUS	-	-	-	-		BUS	0.25	0.25	0.25	0.25
	PC	0.60	0.60	0.60	0.60		PC	0.59	0.59	0.59	0.59
	MC	0.60	0.60	0.60	0.60		MC	0.59	0.59	0.59	0.59
Curitiba	LCV	0.60	0.60	0.60	0.60	Mogi das Cruzes	LCV	0.59	0.59	0.59	0.59
	TRUCKS	0.40	0.40	0.40	0.40		TRUCKS	0.70	0.70	0.70	0.70
	BUS	0.53	0.53	0.53	0.53		BUS	0.70	0.70	0.70	0.70
	PC	0.67	0.67	0.67	0.67		PC	0.51	0.51	0.51	0.51
	MC	0.67	0.67	0.67	0.67		MC	0.51	0.51	0.51	0.51
Fazenda Rio Grande	LCV	0.67	0.67	0.67	0.67	Osasco	LCV	0.51	0.51	0.51	0.51
	TRUCKS	0.46	0.46	0.46	0.46		TRUCKS	0.48	0.48	0.48	0.48

Cidade	Categoria	CO	CO ₂	PM	NO _x	Cidade	Categoria	CO	CO ₂	PM	NO _x
	BUS	-	-	-	-		BUS	0.71	0.71	0.71	0.71
Itaperuçu	PC	0.43	0.43	0.43	0.43	Pirapora do Bom Jesus	PC	0.70	0.70	0.70	0.70
	MC	0.43	0.43	0.43	0.43		MC	0.70	0.70	0.70	0.70
	LCV	0.43	0.43	0.43	0.43		LCV	0.70	0.70	0.70	0.70
	TRUCKS	0.42	0.42	0.42	0.42		TRUCKS	0.56	0.56	0.56	0.56
	BUS	-	-	-	-		BUS	0.00	0.00	0.00	0.00
Mandirituba	PC	0.73	0.73	0.73	0.73	Poá	PC	0.36	0.36	0.36	0.36
	MC	0.73	0.73	0.73	0.73		MC	0.36	0.36	0.36	0.36
	LCV	0.73	0.73	0.73	0.73		LCV	0.36	0.36	0.36	0.36
	TRUCKS	0.60	0.60	0.60	0.60		TRUCKS	0.21	0.21	0.21	0.21
	BUS	-	-	-	-		BUS	0.17	0.17	0.17	0.17
Pinhais	PC	0.53	0.53	0.53	0.53	Ribeirão Pires	PC	0.63	0.63	0.63	0.63
	MC	0.53	0.53	0.53	0.53		MC	0.63	0.63	0.63	0.63
	LCV	0.53	0.53	0.53	0.53		LCV	0.63	0.63	0.63	0.63
	TRUCKS	0.34	0.34	0.34	0.34		TRUCKS	0.93	0.93	0.93	0.93
	BUS	0.54	0.54	0.54	0.54		BUS	0.28	0.28	0.28	0.28
Piraquara	PC	0.58	0.58	0.58	0.58	Rio Grande da Serra	PC	0.17	0.17	0.17	0.17
	MC	0.58	0.58	0.58	0.58		MC	0.17	0.17	0.17	0.17
	LCV	0.58	0.58	0.58	0.58		LCV	0.17	0.17	0.17	0.17
	TRUCKS	0.37	0.37	0.37	0.37		TRUCKS	0.12	0.12	0.12	0.12
	BUS	-	-	-	-		BUS	0.23	0.23	0.23	0.23
Quatro Barras	PC	0.85	0.85	0.85	0.85	Salesópolis	PC	0.47	0.47	0.47	0.47
	MC	0.85	0.85	0.85	0.85		MC	0.47	0.47	0.47	0.47
	LCV	0.85	0.85	0.85	0.85		LCV	0.47	0.47	0.47	0.47
	TRUCKS	0.66	0.66	0.66	0.66		TRUCKS	0.70	0.70	0.70	0.70
	BUS	-	-	-	-		BUS	1.00	1.00	1.00	1.00
Quitandinha	PC	0.90	0.90	0.90	0.90	Santa Isabel	PC	0.18	0.18	0.18	0.18
	MC	0.90	0.90	0.90	0.90		MC	0.18	0.18	0.18	0.18

Cidade	Categoria	CO	CO ₂	PM	NO _x	Cidade	Categoria	CO	CO ₂	PM	NO _x
	LCV	0.90	0.90	0.90	0.90		LCV	0.18	0.18	0.18	0.18
	TRUCKS	0.84	0.84	0.84	0.84		TRUCKS	0.12	0.12	0.12	0.12
	BUS	-	-	-	-		BUS	1.00	1.00	1.00	1.00
Rio Branco do Sul	PC	0.54	0.54	0.54	0.54	Santana de Parnaíba	PC	0.41	0.41	0.41	0.41
	MC	0.54	0.54	0.54	0.54		MC	0.41	0.41	0.41	0.41
	LCV	0.54	0.54	0.54	0.54		LCV	0.41	0.41	0.41	0.41
	TRUCKS	0.39	0.39	0.39	0.39		TRUCKS	0.68	0.68	0.68	0.68
	BUS	-	-	-	-		BUS	0.08	0.08	0.08	0.08
São José dos Pinhais	PC	0.67	0.67	0.67	0.67	Santo André	PC	0.47	0.47	0.47	0.47
	MC	0.67	0.67	0.67	0.67		MC	0.47	0.47	0.47	0.47
	LCV	0.67	0.67	0.67	0.67		LCV	0.47	0.47	0.47	0.47
	TRUCKS	0.46	0.46	0.46	0.46		TRUCKS	0.71	0.71	0.71	0.71
	BUS	0.00	0.00	0.00	0.00		BUS	0.48	0.48	0.48	0.48
Arujá	PC	0.25	0.25	0.25	0.25	Suzano	PC	0.67	0.67	0.67	0.67
	MC	0.25	0.25	0.25	0.25		MC	0.67	0.67	0.67	0.67
	LCV	0.25	0.25	0.25	0.25		LCV	0.67	0.67	0.67	0.67
	TRUCKS	0.18	0.18	0.18	0.18		TRUCKS	0.55	0.55	0.55	0.55
	BUS	0.53	0.53	0.53	0.53		BUS	0.66	0.66	0.66	0.66
Barueri	PC	0.52	0.52	0.52	0.52	São Bernardo do Campo	PC	0.49	0.49	0.49	0.49
	MC	0.52	0.52	0.52	0.52		MC	0.49	0.49	0.49	0.49
	LCV	0.52	0.52	0.52	0.52		LCV	0.49	0.49	0.49	0.49
	TRUCKS	0.38	0.38	0.38	0.38		TRUCKS	0.62	0.62	0.62	0.62
	BUS	0.39	0.39	0.39	0.39		BUS	0.55	0.55	0.55	0.55
Biritiba Mirim	PC	0.59	0.59	0.59	0.59	São Caetano do Sul	PC	0.53	0.53	0.53	0.53
	MC	0.59	0.59	0.59	0.59		MC	0.53	0.53	0.53	0.53
	LCV	0.59	0.59	0.59	0.59		LCV	0.53	0.53	0.53	0.53
	TRUCKS	0.34	0.34	0.34	0.34		TRUCKS	0.60	0.60	0.60	0.60
	BUS	1.00	1.00	1.00	1.00		BUS	0.49	0.49	0.49	0.49

Cidade	Categoria	CO	CO ₂	PM	NO _x	Cidade	Categoria	CO	CO ₂	PM	NO _x
Caieiras	PC	0.59	0.59	0.59	0.59	São Lourenço da Serra	PC	0.18	0.18	0.18	0.18
	MC	0.59	0.59	0.59	0.59		MC	0.18	0.18	0.18	0.18
	LCV	0.59	0.59	0.59	0.59		LCV	0.18	0.18	0.18	0.18
	TRUCKS	0.80	0.80	0.80	0.80		TRUCKS	0.29	0.29	0.29	0.29
	BUS	0.64	0.64	0.64	0.64		BUS	0.00	0.00	0.00	0.00
Cajamar	PC	0.34	0.34	0.34	0.34	São Paulo	PC	0.45	0.45	0.45	0.45
	MC	0.34	0.34	0.34	0.34		MC	0.45	0.45	0.45	0.45
	LCV	0.34	0.34	0.34	0.34		LCV	0.45	0.45	0.45	0.45
	TRUCKS	0.39	0.39	0.39	0.39		TRUCKS	0.44	0.44	0.44	0.44
	BUS	0.69	0.69	0.69	0.69		BUS	0.50	0.50	0.50	0.50
Carapicuíba	PC	0.25	0.25	0.25	0.25	Taboão da Serra	PC	0.33	0.33	0.33	0.33
	MC	0.25	0.25	0.25	0.25		MC	0.33	0.33	0.33	0.33
	LCV	0.25	0.25	0.25	0.25		LCV	0.33	0.33	0.33	0.33
	TRUCKS	0.11	0.11	0.11	0.11		TRUCKS	0.22	0.22	0.22	0.22
	BUS	0.58	0.58	0.58	0.58		BUS	0.46	0.46	0.46	0.46
Cotia	PC	0.44	0.44	0.44	0.44	Vargem Grande Paulista	PC	0.48	0.48	0.48	0.48
	MC	0.44	0.44	0.44	0.44		MC	0.48	0.48	0.48	0.48
	LCV	0.44	0.44	0.44	0.44		LCV	0.48	0.48	0.48	0.48
	TRUCKS	0.47	0.47	0.47	0.47		TRUCKS	0.66	0.66	0.66	0.66
	BUS	0.73	0.73	0.73	0.73		BUS	0.44	0.44	0.44	0.44
Diadema	PC	0.21	0.21	0.21	0.21	Biguaçu	PC	0.88	0.88	0.88	0.88
	MC	0.21	0.21	0.21	0.21		MC	0.88	0.88	0.88	0.88
	LCV	0.21	0.21	0.21	0.21		LCV	0.88	0.88	0.88	0.88
	TRUCKS	0.23	0.23	0.23	0.23		TRUCKS	0.98	-	0.98	0.98
	BUS	0.54	0.54	0.54	0.54		BUS	0.64	-	0.64	0.64
Embu das Artes	PC	0.52	0.52	0.52	0.52	Florianópolis	PC	0.76	0.76	0.76	0.76
	MC	0.52	0.52	0.52	0.52		MC	0.76	0.76	0.76	0.76
	LCV	0.52	0.52	0.52	0.52		LCV	0.76	0.76	0.76	0.76

Cidade	Categoria	CO	CO ₂	PM	NO _x	Cidade	Categoria	CO	CO ₂	PM	NO _x
	TRUCKS	0.46	0.46	0.46	0.46		TRUCKS	0.91	-	0.91	0.91
	BUS	0.42	0.42	0.42	0.42		BUS	0.68	-	0.68	0.68
Embu-Guaçu	PC	0.66	0.66	0.66	0.66	Governador Celso Ramos	PC	0.94	0.94	0.94	0.94
	MC	0.66	0.66	0.66	0.66		MC	0.94	0.94	0.94	0.94
	LCV	0.66	0.66	0.66	0.66		LCV	0.94	0.94	0.94	0.94
	TRUCKS	0.62	0.62	0.62	0.62		TRUCKS	1.00	-	1.00	1.00
	BUS	0.46	0.46	0.46	0.46		BUS	0.91	-	0.91	0.91
Ferraz de Vasconce- los	PC	0.10	0.10	0.10	0.10	Palhoça	PC	0.72	0.72	0.72	0.72
	MC	0.10	0.10	0.10	0.10		MC	0.72	0.72	0.72	0.72
	LCV	0.10	0.10	0.10	0.10		LCV	0.72	0.72	0.72	0.72
	TRUCKS	0.11	0.11	0.11	0.11		TRUCKS	0.97	-	0.97	0.97
	BUS	0.74	0.74	0.74	0.74		BUS	0.18	-	0.18	0.18
Francisco Morato	PC	0.11	0.11	0.11	0.11	São José	PC	0.73	0.73	0.73	0.73
	MC	0.11	0.11	0.11	0.11		MC	0.73	0.73	0.73	0.73
	LCV	0.11	0.11	0.11	0.11		LCV	0.73	0.73	0.73	0.73
	TRUCKS	0.12	0.12	0.12	0.12		TRUCKS	0.95	-	0.95	0.95
	BUS	0.00	0.00	0.00	0.00		BUS	0.42	-	0.42	0.42
Franco da Rocha	PC	0.46	0.46	0.46	0.46						
	MC	0.46	0.46	0.46	0.46						
	LCV	0.46	0.46	0.46	0.46						
	TRUCKS	0.34	0.34	0.34	0.34						
	BUS	0.31	0.31	0.31	0.31						

Tabela A2. Valores médios e a diferença (Δ) do bias, correlação de Spearman, RMSE e MAE para os dois cenários modelados pelo CMAQ comparados com os dados das estações de monitoramento.

Poluente	Estação	n	Bias WF	Bias RD	Δ Bias	p WF	p RD	Δ p	RMSE WF	RMSE RD	Δ RMSE	MAE WF	MAE RD	Δ MAE
NO ₂	PR03	500	159.20	165.95	-6.75	0.19	0.19	0.00	265.65	275.72	-10.07	160.66	167.17	-6.50
	RS02	372	158.61	167.16	-8.55	0.24	0.25	-0.01	263.43	279.95	-16.52	158.78	167.33	-8.55
	RS03	211	69.53	74.65	-5.12	0.24	0.22	0.02	184.06	192.32	-8.26	70.46	75.43	-4.97
	RS05	228	34.91	38.28	-3.37	0.34	0.34	0.00	55.57	59.75	-4.18	35.39	38.69	-3.29
	RS07	497	102.82	104.59	-1.77	0.24	0.24	0.00	162.01	164.02	-2.01	102.86	104.62	-1.76
	RS09	404	117.20	117.98	-0.78	0.26	0.25	0.00	217.73	217.37	0.36	117.20	117.98	-0.78
	SC01	465	92.88	57.57	35.31	0.31	0.31	0.00	152.57	108.71	43.86	93.50	58.81	34.69
	SC02	432	19.38	19.03	0.35	0.22	0.22	0.00	43.52	43.95	-0.43	19.43	19.09	0.34
SC03	377	78.65	84.37	-5.72	-0.01	0.00	0.00	115.82	124.02	-8.20	78.66	84.37	-5.71	
O ₃	PR03	498	29.83	30.06	-0.23	0.49	0.49	0.00	56.37	56.67	-0.30	39.77	39.97	-0.20
	RS03	117	33.34	32.97	0.37	0.58	0.58	0.00	56.77	56.32	0.45	38.01	37.72	0.29
	RS05	346	28.96	29.73	-0.77	0.69	0.68	0.01	48.88	49.19	-0.30	35.18	35.39	-0.21
	RS07	502	20.02	19.73	0.30	0.57	0.57	0.00	47.21	47.04	0.17	34.10	33.89	0.21
	RS09	404	16.89	17.91	-1.02	0.70	0.70	0.00	44.34	45.23	-0.89	29.15	29.95	-0.80
	SC01	324	11.52	6.19	5.33	0.39	0.40	0.00	43.17	44.94	-1.77	32.91	35.45	-2.54
	SC02	336	16.31	14.57	1.75	0.58	0.58	0.00	46.17	44.71	1.46	36.54	35.28	1.25
	SC03	440	46.32	46.76	-0.44	0.33	0.34	-0.01	65.09	64.97	0.11	48.97	49.27	-0.29
CO	RS03	280	160.95	202.51	-41.55	0.28	0.26	0.02	583.58	624.53	-40.95	273.61	305.31	-31.69
	RS05	341	585.89	584.38	1.51	-0.09	-0.09	0.00	954.60	962.18	-7.58	585.89	584.38	1.51
	RS07	500	-141.39	-124.49	16.90	0.10	0.09	0.01	660.45	694.14	-33.69	483.71	492.53	-8.82
	RS09	405	295.68	257.44	38.24	0.12	0.13	0.00	685.37	621.75	63.62	355.07	323.17	31.90
PM ₁₀	RS01	67	153.44	147.49	5.95	0.30	0.31	-0.01	259.47	253.23	6.25	153.74	147.79	5.95

Poluente	Estação	n	Bias WF	Bias RD	Δ Bias	p WF	p RD	Δ p	RMSE WF	RMSE RD	Δ RMSE	MAE WF	MAE RD	Δ MAE
	RS02	397	98.21	97.55	0.66	0.31	0.31	0.00	173.07	176.65	-3.58	99.14	98.56	0.58
	RS05	263	45.88	51.17	-5.30	0.09	0.08	0.01	86.17	96.61	-10.44	47.13	52.30	-5.17
	RS07	492	59.97	60.98	-1.00	0.17	0.16	0.01	112.11	113.57	-1.46	62.41	63.28	-0.88
	RS09	225	69.96	60.50	9.46	0.24	0.23	0.00	129.20	113.37	15.82	71.81	62.78	9.03
	SC01	281	25.19	25.56	-0.36	0.29	0.29	0.00	56.97	58.73	-1.76	33.59	34.11	-0.51
	SC02	209	7.86	7.39	0.47	0.26	0.26	0.00	38.01	38.20	-0.18	24.38	24.31	0.06
	SC03	447	-15.29	-15.39	-0.10	0.27	0.27	0.00	22.94	22.98	-0.05	19.36	19.42	-0.06