

AVALIAÇÃO DOS DADOS ESPACIAIS DE MP₁₀ REGIONAIS E SUA COMPARAÇÃO COM DADOS OBSERVADOS PARA A REGIÃO DO GRANDE PORTO - PORTUGAL

Barbara Pavani Biju¹

¹ Faculdade de Ciências da Universidade do Porto

Rua do Campo Alegre s/n, 4169-007 Porto

RESUMO

A poluição atmosférica é a causa da morte precoce de milhares de pessoas na Europa. A manutenção da qualidade do ar e o monitoramento da concentração dos poluentes se faz necessário. Principalmente os materiais particulados (MP), que tem efeito deletério na saúde humana. Assim, diferentes técnicas e metodologias são empregadas para avaliar a concentração dos poluentes atmosféricos principalmente em áreas urbanas, desde estações de monitoramento, sensoriamento e técnicas de geoprocessamento. As redes de medição são amplamente empregadas, mas devido as suas limitações é necessário inferior os valores medidos através de modelos e métodos geoestatísticos, como a krigagem. Contudo, o sensoriamento remoto tem demonstrado um papel importante no monitoramento do MP e ajudando desenvolver produtos sobre análise de qualidade do ar para a Europa. Por fim, este trabalho tem o objetivo de verificar a qualidade dos dados de análise de qualidade do ar, correlacionando com os valores medidos *in-situ* e interpolados a partir da krigagem. A comparação dos valores estimados da krigagem com os de análise de qualidade do ar permitiu constatar que os produtos gerados pelo serviço de monitoramento atmosférico Copérnico (CAMs) são fiáveis.

Palavras-chave: material particulado; poluição do ar, krigagem, qualidade do ar.

1. INTRODUÇÃO

A poluição atmosférica afeta a saúde humana, principalmente em áreas urbanas. Em 2018, aproximadamente 0.4 milhões de pessoas morreram prematuramente por toda Europa, devida a longa exposição aos poluentes atmosféricos, como ozônio (O₃), dióxido de nitrogênio (NO₂), dióxido de enxofre (SO₂), e material particulado (MP). (GABRIEL et al., 2020; WORLD HEALTH ORGANIZATION, 2005) grande preocupação devido aos efeitos deletérios à saúde humana. Todos os poluentes mencionados impactam diretamente na qualidade do ar, e é de costume avaliar sua concentração, principalmente das partículas com diâmetro menor que 1 µm (PM₁), 2.5 µm (PM_{2.5}) ou 10 µm (PM₁₀), por causa do impacto a saúde(WHO REGIONAL OFFICE FOR EUROPE, 2016)

Hoje em dia, diferentes técnicas são empregadas para avaliar a concentração dos poluentes em áreas urbanas, incluindo redes de medição de monitoramento, técnicas de geoprocessamento, sensoriamento remoto e todas estas ferramentas podem ser associadas umas com as outras e com modelos matemáticos. Imagens de diferentes satélites tem sido empregue ao redor do mundo para monitorar a qualidade do ar, especialmente quando estações de monitoramento não estão disponíveis.(ALVAREZ-MENDOZA; TEODORO; RAMIREZ-CANDO, 2019; OLIVEIRA et al., 2020)

Tradicionalmente, o estudo dos MPs acontece através da rede de estações, mas os custos associados com a sua instalação e manutenção, é alto. Apesar das estações de monitoramento serem amplamente utilizadas para avaliar a qualidade do ar de uma região pois fornecem as informações de concentração de forma mais confiável e há certos problemas relacionados com a cobertura de dados (YANG et al., 2017), por exemplo, a distância da area estudada e a distância das estações, fazendo-se necessária a extrapolação.

A extrapolação pode ser feita a partir de interpoladores, que são divididos em duas categorias, determinísticos e estocásticos (MILITINO; UGARTE; PÉREZ-GOYA, 2018). O primeiro gera superfícies de acordo com a semelhança espaciais da amostra, não levando em consideração a variabilidade espacial e os estocásticos, utilizam a teoria da probabilidade, incorporando critérios

estatísticos na determinação do peso atribuído aos pontos amostrais no cálculo das interpolações (Burrough e Mcdoneel, 1998; Mazzini e Schettini, 2009)

O sensoriamento remoto tem desempenhado um papel importante no monitoramento do MP, demonstrando a capacidade de ultrapassar os limites devido as informações descontinuadas providas pelas estações de monitoramento, tanto no espaço quanto no tempo (ROUX et al., 2020). Contudo, as estações disponíveis ainda são utilizadas como referência para validar os dados obtidos através do sensoriamento remoto, como é o caso dos produtos do serviço de monitoramento atmosférico Copernicus, (CAMs). Os produtos CAMs provém análises diárias e previsão da qualidade do ar global, como também para a qualidade do ar para a Europa.

Os dados atmosféricos fornecidos pela CAMs são baseados no conjunto (*ensemble*), elaborado a partir de nove modelos matemáticos de previsão e qualidade do ar. Um conjunto de mediana é calculada a partir dos resultados individuais destes nove modelos, pois os produtos *ensemble*, tem um melhor desempenho que os produtos dos modelos individuais. Além do uso dos modelos, a observação *in-situ* é usada para avaliar e garantir a qualidade dos dados para MP₁₀ (COPERNICUS ATMOSPHERE MONITORING SERVICES, 2021).

Estes dados provêm dos países pertencentes à União Europeia, como é o caso de Portugal. Devido as diretivas europeias sobre a qualidade do ar, os países têm que emitir anualmente o Inventário Anual de Emissões Atmosféricas, como também disponibilizar os dados de concentração dos principais poluentes atmosféricos para o monitoramento da poluição do ar (EUROPEAN ENVIRONMENTAL AGENCY, 2020)

Todavia, nem todos os dados coletados pelas estações de monitoramento e disponibilizados em Portugal, são utilizados para avaliar a qualidade dos produtos CAMs para PM₁₀. Somente dados das estações situadas nas grandes cidades são utilizados na comparação, como no caso da cidade do Porto. Assim, este trabalho pretende analisar os dados de análise de qualidade do ar do CAMs e comparar com os dados observados adquiridos da rede de monitoramento de qualidade do ar local.

2. Materiais e métodos

2.1. Área de estudo

A região selecionada para este trabalho, foi a região metropolitana da cidade do Porto, situada no norte de Portugal. O Porto é uma cidade costeira, de grande importância para a economia de Portugal e é considerada património cultural da humanidade. Além da importância apresentada, a região foi escolhida devido ao número de estações da rede de medição contidas na região e que monitoram a qualidade do ar, densidade urbana, em especial o MP_{10} (Figura 01). Os dados espaciais, como por exemplo, limite administrativo, para a região de estudo foram obtidos no site Registro Nacional de Dados Geográficos (SNIG) de Portugal.

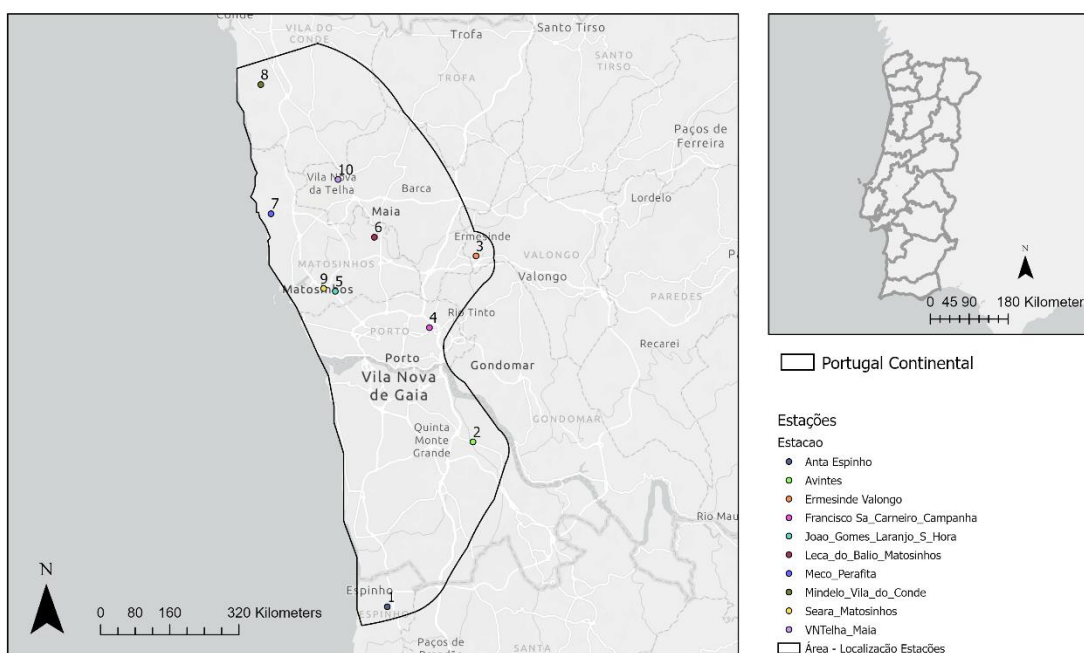


Figura 01 – Localização Area de Estudo e Estações
Elaboração: Autora, 2021

Em Portugal, o órgão responsável pela gestão e avaliação da qualidade do ar e a rede de medição é a Agência Ambiental Portuguesa (APA). Através do Decreto-lei 102/2010 que transpõe a diretiva Diretiva 2008/50/CE do parlamento

Europeu - relativa aos objetivos fixados para qualidade do ar ambiente, levando em consideração as normas e orientações da Organização Mundial da Saúde. Fixa os valores limite (VL) para monitorização dos poluentes, isto é, um nível é fixado com o intuito de reduzir os efeitos nocivos na saúde e no ambiente. Há dois VL nacionais, a média anual e a média horária. Para PM10, o VL anual é de $40\mu\text{g}/\text{m}^3$ e a média diária $50\mu\text{g}/\text{m}^3$, não podendo exceder mais de 35 vezes por ano.

A rede de medição do Norte é constituída por 22 estações. Dentre elas, 10 estações que constam na figura acima, estão situadas na zona denominada Porto Litoral. A medição da concentração do PM10 nestas estações é feita de hora em hora e posteriormente os dados são tratados estatisticamente e disponibilizados na plataforma de informações de qualidade do ar – QualAr a média horária e média diária anual. Os dados estão disponíveis desde o ano de 2001 até 2019. Para 2020, ainda não há dados disponíveis na plataforma, portanto os anos selecionados para este trabalho foram os anos de 2018 e 2019, pois a qualidade dos dados fora verificada.

2.2. Dados espaciais – CAMs

A CAMs produz análise da qualidade do ar e previsão diária para a União Europeia em uma resolução espacial significativamente maior ($0.1^\circ \times 0.1^\circ - 10\text{ km} \times 10\text{ km}$). Os dados foram obtidos através da plataforma “*Atmosphere Data Store*” de MP10 para os anos de 2018 e 2019, utilizando o modelo “*essemble*”, para superfície da área de estudo.

2.3. Análise Descritiva

Os dados obtidos do PM10 para 10 estações na plataforma QualAr, são disponibilizados em ficheiros no formato *comma-separated values* (csv) e estão desconsolidados. Portanto, é necessário o seu tratamento prévio para que se possa descrever os aspectos e características importantes deste conjunto de dados. Todo o tratamento estatístico foi feito no software R, devido ao grande volume de dados diários. Para cada estação obteve-se um arquivo com 8760 observações. Para cada uma das 10 estações foram calculadas a média,

mediana, variância, desvio padrão, coeficiente de variação, coeficiente de assimetria, coeficiente de curtose, quartil inferior e superior para os anos de 2018 e 2019. Também foi verificada a normalidade dos dados através de histogramas e do teste de Shapiro-Wilk. Esta etapa também se faz necessária para o uso posterior dos dados para interpolação como também no software de Sistema de Informação Geográfica escolhido para este trabalho.

2.4. Krigagem

Com os resultados obtidos da análise estatística e exploratória dos dados, foram elaboradas duas tabelas com as coordenadas geográficas e os atributos para uma das 10 estações deste trabalho, para os anos de 2018 e 2019. Com estes dados foi possível efetuar a técnica de interpolação mais adequada, a krigagem. A técnica é constituída por várias etapas, sendo elas: estatística descritiva (feita previamente), análise do semivariograma, validação e por fim, a krigagem.

Primeiramente foram feitos os cálculos, ajustes e seleção do semivariograma, para obter-se a variabilidade espacial da concentração de PM_{10} para a área de estudo, onde foi definido o modelo do semivariograma. Esta etapa, como as posteriores foram efetuadas no software de SIG, utilizando as coordenadas inseridas tabela mencionada acima. Foram testados diferentes modelos para verificar o que melhor se adequava a distribuição amostral para a área de estudo. Nesta etapa, também foi feita a modelagem da anisotropia diretamente no software de SIG, ou seja, utilizam-se todas as estruturas presentes em todas as direções, identificando os eixos de maior e de menor variabilidade espacial e calculado os semivariogramas experimentais relativos a estas direções e procedendo-se ao ajuste (CAMARGO; DRUCK; CÂMARA, 2004)

Em seguida foi efetuada a validação cruzada para verificar qual modelo provém a melhor predição, também indica se o modelo e se os parâmetros associados a ele são razoáveis, esta validação foi feita para todos os modelos do semivariogramas testados. Primeiramente remove-se um ou mais dados locais

e prevê-se o seu valor, utilizando os restantes dos dados dos outros locais. Assim, pode-se olhar os valores e comparar os valores estimados com o observado para aquele local, obtendo informações uteis sobre a qualidade do modelo de krigagem (ESRI, 2015)

Com o modelo definido, com a validação cruzada efetuada em sequência foi feita a estimação da kringagem. Foram testados diferentes métodos de krigagem, obtendo-se um mapa de valores estimados e outro de variância, no caso o mapa de incerteza. Esta variância (incerteza) da interpolação, considera além da localização dos pontos de dados, mas também sua dispersão local (Yamamoto, 2000), ou seja, identifica locais ou regiões onde a amostragem pode ser melhorada. Tendo como dado de saída um mapa de estimativa e variância tanto para o ano de 2018, quanto para os anos de 2019.

2.5. Análise comparativa

A análise comparativa entre os produtos CAMs e a interpolação para ambos os anos, foram efetuadas no R. No SIG, pode-se efetuar a estatística básica para os raster e foram coletados os dados relativos concentração de PM10 para a área de estudo. A partir destes valores foram feitas as análises estatísticas para verificar a correlação entre os valores obtidos da interpolação e dos produtos CAMs. Para isso, foi feita a correlação bivariada linear de Pearson. Para efetuar este teste é necessário atender certos pressupostos como, normalidade dos dados, homocedasticidade, relação linear e ausência de outliers. Foi feito o teste Shapiro-Wilk para verificar a normalidade, foi verificada a presença de outliers e a relação linear entre as variáveis. Além disso, foi feita a verificação dos pressupostos também nos resíduos.

3. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Durante a fase de análise exploratória dos dados de cada uma das estações, fora verificado que há uma descontinuidade da medição em certas estações, como constatado em (ROUX et al., 2020). Isto pode ter ocorrido por diferentes fatores externos, como por exemplo, manutenção da estação. Mas na maioria dos casos, a medição foi feita de forma contínua, permitindo que as análises

necessárias fossem efetuadas. Na tabela (tabela 01) abaixo são apresentados os resultados da estatística básica para os dados das 10 estações tanto para 2018, quanto para 2019.

Parâmetros	2018	2019
Quantidade Estações	10	10
Média	18.05	18.77
Variância	11	3.81
Desvio Padrão	3.33	1.95
Coeficiente de Variação (%)	10	18
Coeficiente de assimetria	-0.56	0.2
Coeficiente de Curtose	-0.807	- 1.63
Mediana	18.59	18.66
Mínimo	11.84	16.11
Máximo	22.81	21.67
Quartil inferior	17.68	17.20
Quartil superior	19.22	20.41
Valor p*	0.9816	0.6742

Fonte: Autora, 2021

Tabela 01 – Estatística descritiva

Para o ano de 2018, a distribuição da concentração de PM₁₀ é levemente negativamente assimétrica, o grau de curtose indica uma distribuição com cauda mais leve do que a normal. A média e a mediana possuem valores próximos, o que indica que a distribuição da variável é aproximadamente assimétrica (figura 03). Já para 2019, a distribuição é positiva e assimétrica, o grau de curtose indica que a distribuição também com cauda mais leve que a normal, a media e mediana possuem valores muitos próximos, indicando também que a distribuição da variável é aproximadamente assimétrica (figura 04). Estas análises são de extrema importância, pois pode haver erros que devem ser corrigidos ou eliminados. Também foi feito o teste Shapiro-Wilk de normalidade para ambos os anos, onde constatou-se que a distribuição dos dados tem distribuição normal ($p > 0.05$).

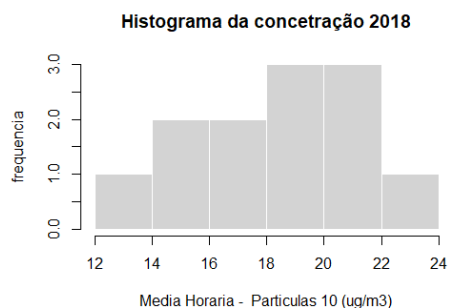


Figura 03 – Histograma dados 2018
2019

Elaboração: Autora, 2021

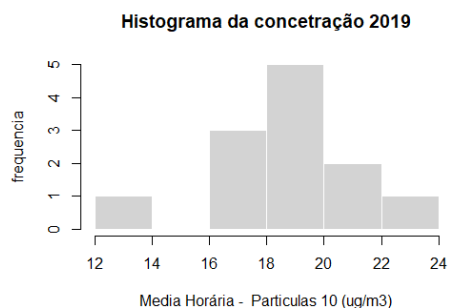


Figura 04 – Histograma dados

Elaboração: Autora, 2021

Foram testadas diferentes modelos de semivariogramas para as variáveis do estudo, para verificar a variabilidade espacial do PM10. O modelo escolhido para representar a estrutura de correlação espacial para ser utilizada na inferência de krigagem, foi o modelo com o menor erro padrão da estimativa, no caso o método geoestatístico definido foi *Empirical Bayesian kriging*. Este método diferencia-se dos outros métodos de krigagem clássico pois contabiliza os erros introduzido através da estimativa dos modelos de semivariograma. Isto é feito estimando e utilizando vários modelos de semivariogramas ao invés de um único modelo. Primeiro, é estimado um modelo de semivariograma dos dados, depois utilizando este semivariograma, um novo valor é simulado em cada um dos locais de dados de entrada. Um novo modelo semivariograma é estimado para os dados simulados. Um peso para este semivariograma é então calculado utilizando a regra de Bayer, que mostra qual a probabilidade de os dados observados serem gerados a partir do semivariograma. Os resultados estão na tabela abaixo (tabela 02) e para isso, foram simulados mais de 100 vezes e o modelo mais apropriado foi o exponencial.

	2018	2019
Número de amostras utilizadas	10	10
Pontuação média de probabilidade classificada contínua (CRPS)	1,38	1,177
Media	0,52	0,010
Raiz Quadrada da Média	2,43	2,025
Media Padronizada (erro)	0,037	-0,005
Raiz Quadrada da Média Padronizada	0,871	0,955
Erro Padrão Médio	3,17	2,148

Tabela 02 – Dados obtidos da interpolação

Elaboração: Autora, 2021

Esta escolha se deu, pois, o método foi o que resultou em menos erros de predição. No caso, a raiz quadrada da média padronizada deve estar próxima a zero, assim a predição dos erros padronizado é válida. Se for maior que um, a variabilidade das predições está subestimada, menor que um, a variabilidade das predições está superestimada. Neste caso, a predição para ambos os anos está superestimada, mas os valores são muitos próximos a zero. Outras medidas que indicam a escolha deste método é a média padronizada, qual deve estar próxima a zero e foi constada para ambos os anos. Nos outros métodos, estes valores ficaram distantes de zero, demonstrando que a predição possivelmente estava enviesada. A partir destes dados, foram gerados os produtos de estimativa e da variância da krigagem (incerteza) para os respectivos anos de 2018 e 2019. Na imagem abaixo (figura 05), podemos ver os produtos gerados para o ano de 2018. Do lado direito a estimativa dos valores de PM10 para a região de estudo e a variância desta estimativa.

Estimativa e Variância 2018

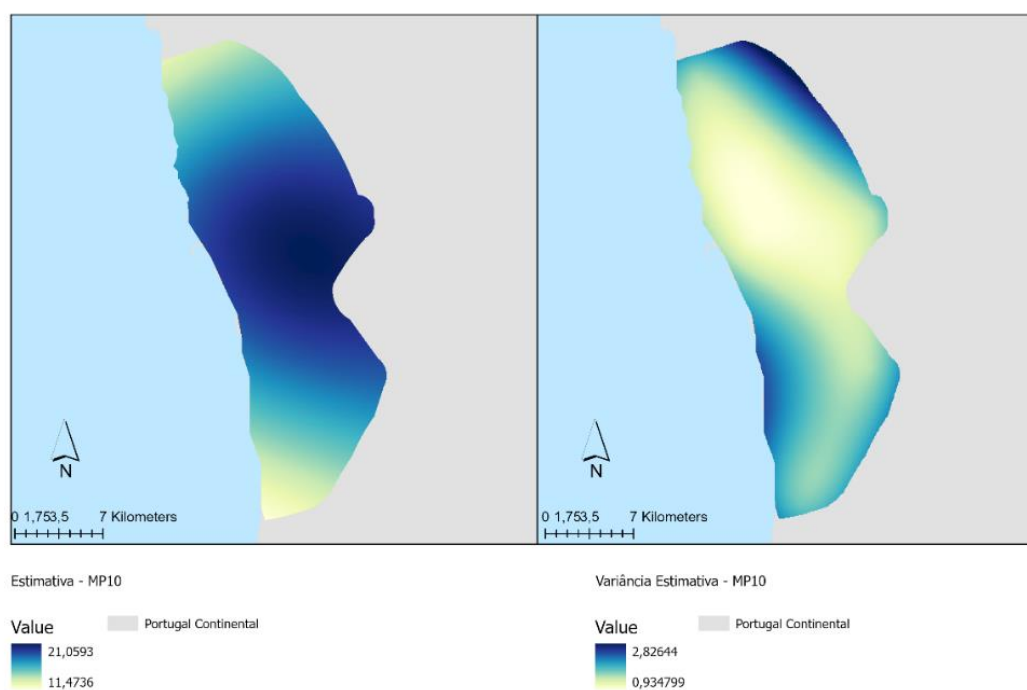


Figura 05 – Estimativa e Variância – 2018
Elaboração: Autora, 2021

Podemos perceber o maior grau de variância, a incerteza da estimativa ocorre onde não há estações próximas. Este é um comportamento esperado, já que reflete baixa variância sobre os pontos e alta entre os pontos de dados. Mas ainda sim, o valor desta incerteza é baixo, comparado com os valores estimados. Para o ano de 2019 (figura 06), o comportamento foi similar como pode ser visto na imagem abaixo. Neste caso, a variância para sobre os pontos é muito baixa, e a variância entre os pontos de dados, é mais alta. Mas ainda sim, o valor da incerteza não é discrepante.

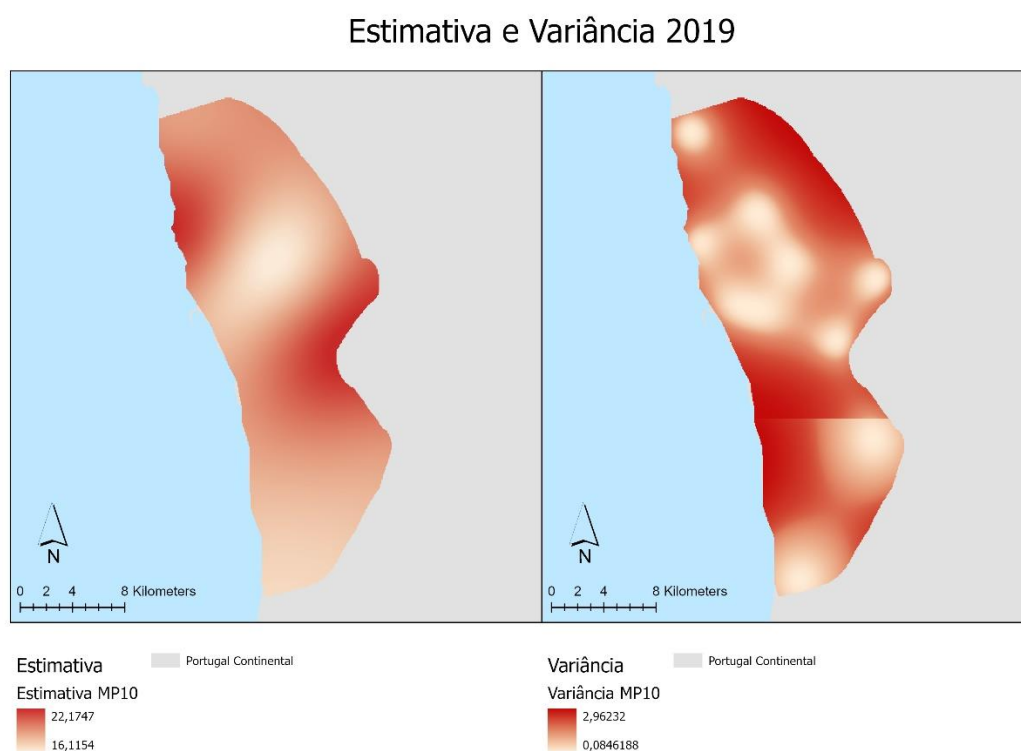


Figura 06 – Estimativa e Variância – 2019
Elaboração: Autora, 2021

A partir destes dados, podemos comparar com os produtos CAMs. Esta comparação foi feita utilizando os mapas de estimativa e produtos para os respectivos anos de 2018 e 2019. A estimativa para 2018 (figura 07) apresentou valores mínimos maiores que os do produto CAMs e o valor máximo, menor. Estes valores encontram nos valores máximos e mínimos medidos diretamente nas estações da região de estudo. Estes dados foram validados pela APA, portanto podemos considerar que são fiáveis, lembrando que há incertezas para certas regiões da área de estudo, há uma variância entre o estimado e medido.

Estimativa x CAMs - 2018

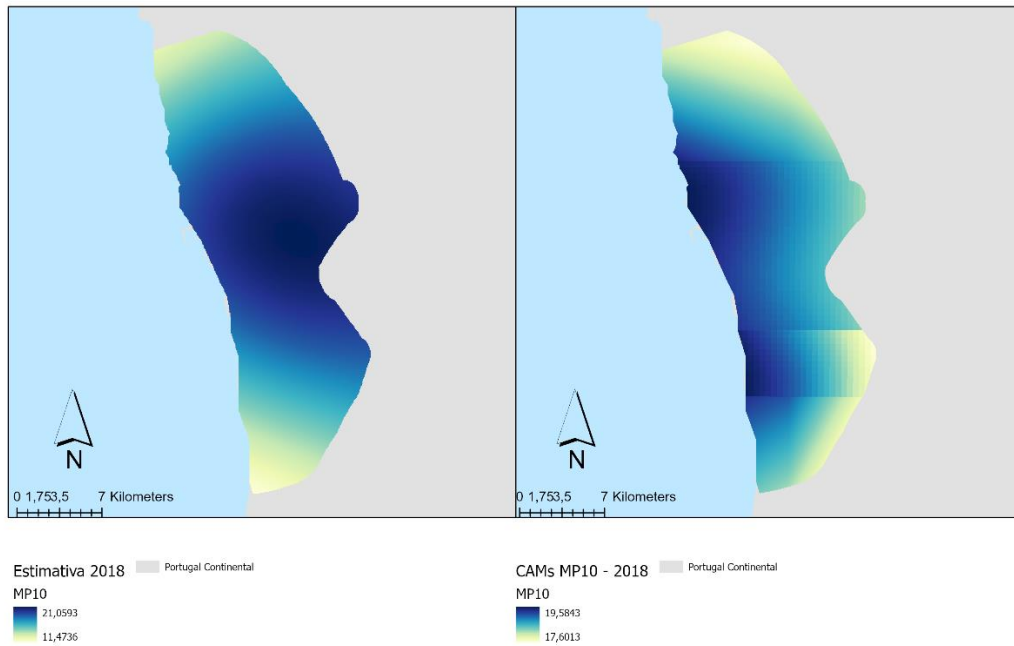


Figura 07 – Estimativa x Produto CAMs
Fonte: Autora, 2021

A estimativa para o ano de 2019 (figura 08), apresenta um valor mínimo maior que o do produto CAMs e o valor máximo, menor. Novamente, isto ocorre onde estão localizadas as estações de medições. Mas como há variância nos valores estimados. Outro detalhe, os valores de concentração obtidos pelos produtos CAMs são feitos a partir de diferentes modelos, quais também tem variância seus resultados.

Estimativa x Produto CAMs - 2019

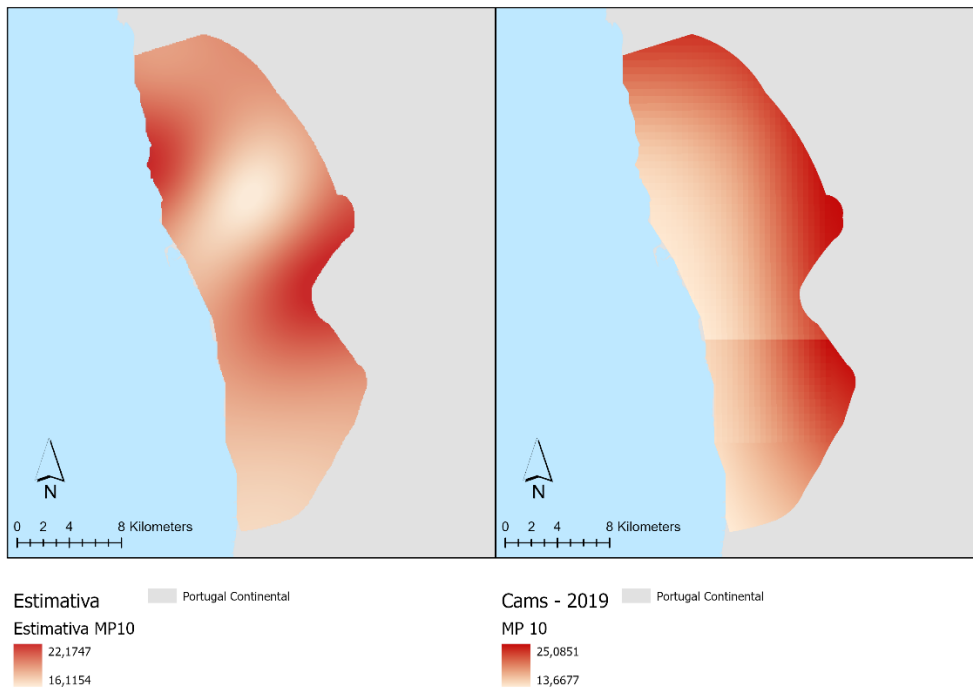


Figura 08 – Estimativa x Dados CAMs – 2019

Fonte: Autora, 2021

Posteriormente, foi feita a análise comparativa dos valores de concentração estimados pelo método de krigagem e do produto CAMs. Como são duas variáveis numéricas para ambos os anos, foi feita a correlação de Pearson. Com o teste de Shapiro-Wilk foi verificado a normalidade tanto para os dados obtidos a partir de krigagem para 2018 ($p > 0,89$) e 2019 ($p > 0,97$), para o CAMs para 2018 ($p > 0,38$) e 2019 ($p > 0,40$). Foi também verificado a existência de outliers, através da análise de boxplot (figuras 09 e 10), o que demonstrou não haver outliers para ambos.

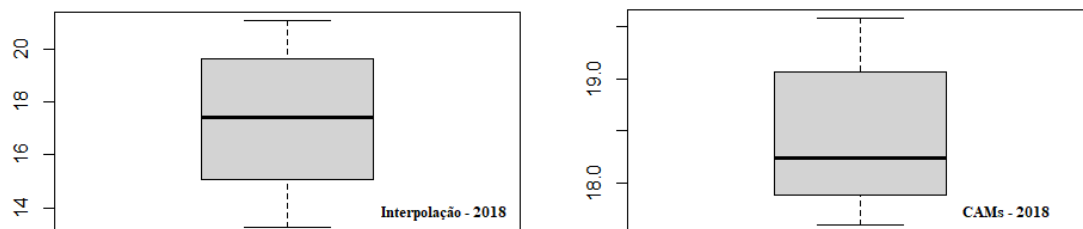


Figura 09 – Boxplot – 2018

Elaboração: Autora, 2021

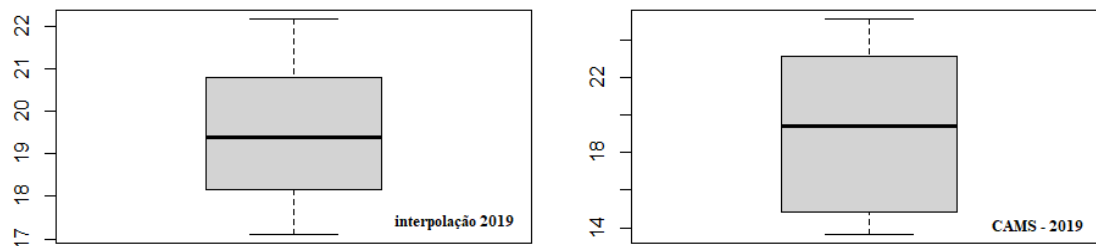


Figura 10 – Boxplot – 2019
Elaboração: Autora, 2021

Dando continuidade a análises para verificação dos pressupostos para o teste, também foi testada a homocedasticidade, através da análise gráfica dos resíduos. Em ambos os casos, apesar das linhas não apresentarem linearidade, possuem tem a disposição retangular, assim demonstrando a normalidade dos dados. A correlação de Pearson (figuras 11 e 12) demonstrou que há uma correlação positiva e forte entre os dados estimados e do CAMs valor do coeficiente de correlação-R $\rho = 0,96$ e $p < 0,001$ para 2018, para 2019 tem-se os valores de $\rho = 0,98$ e $p < 0,001$.

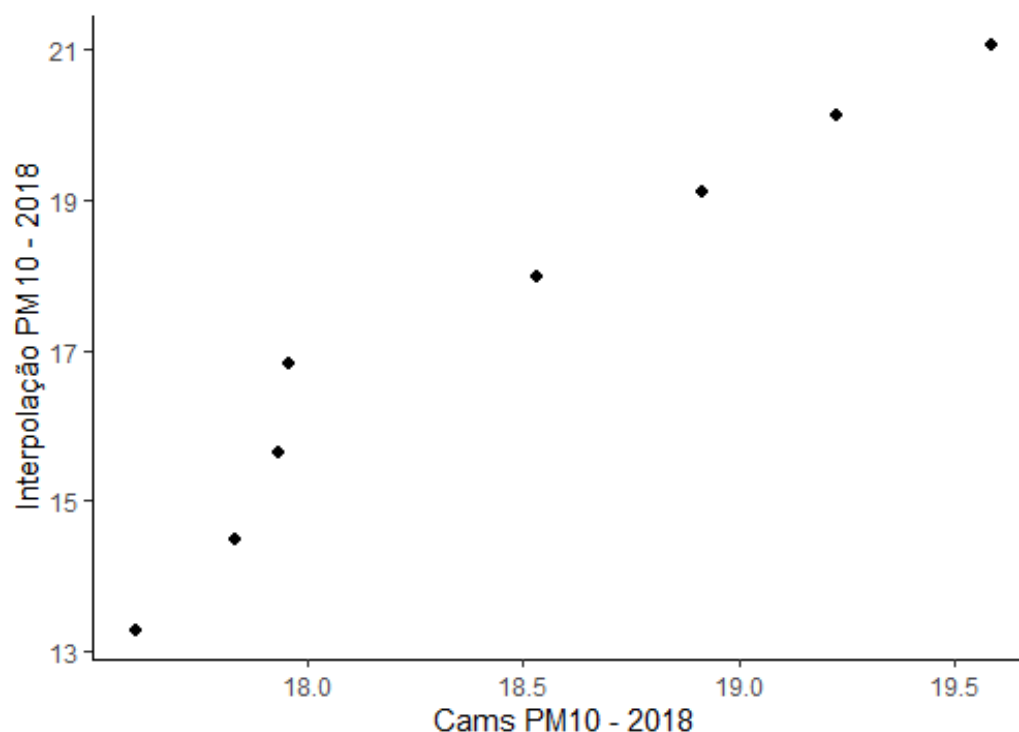


Figura 11 – Gráfico de dispersão
Elaboração: Autora, 2021

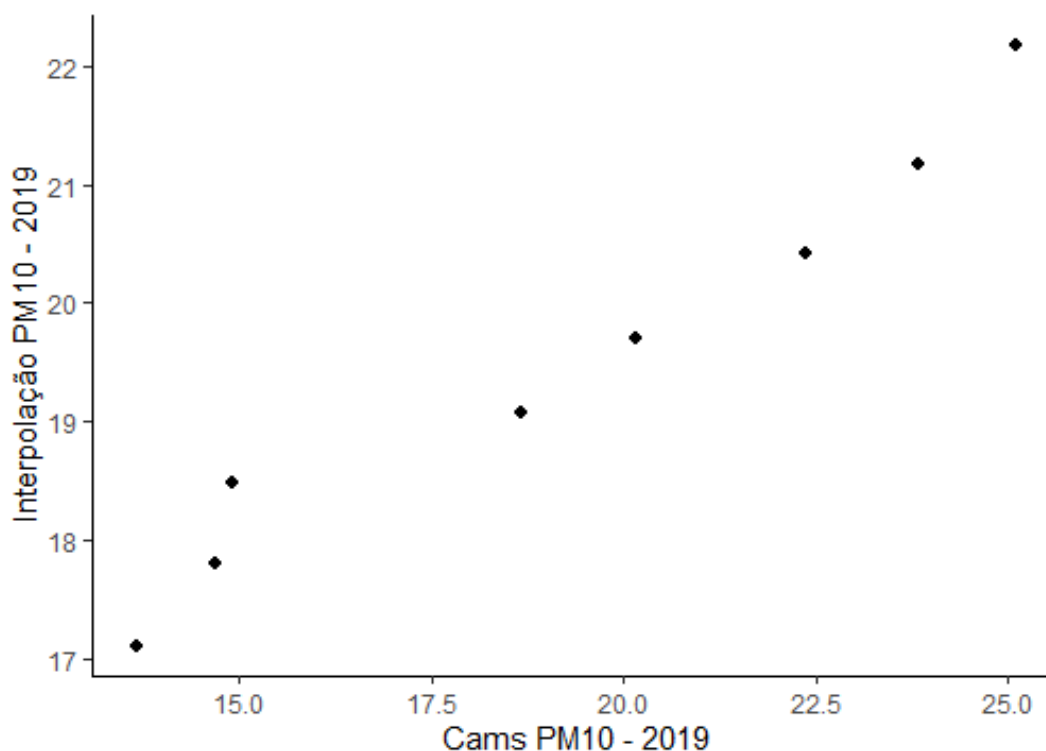


Figura 11 – Gráfico de dispersão
Elaboração: Autora, 2021

4. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Com os resultados obtidos através das diferentes etapas para estimar a concentração para a área de estudo, o método utilizado demonstrou que os valores não foram tão diferentes, quando comparado ao CAMs. Os dados obtidos através do CAMs para a região de estudo tem valores mínimos e máximos que diferem da concentração encontrada para o MP10 através da krigagem. Mas isso ocorre pois são utilizadas apenas 3 estações na região do Porto, para validar seus produtos, e estas encontram-se próximas ao litoral. Outro detalhe importante é que uma das estações está situada próxima a uma refinaria e ao aeroporto do Porto, o que contribui para valores mais altos para as estimativas dos anos 2018 e 2019.

Portanto, o valor estimado possui diferentes valores do produto CAMS, que demonstra ter uma distribuição muito mais homogênea para a área de estudo. Contudo, temos que levar em consideração a variância da krigagem se torna mais fraca perto dos locais onde encontram-se as estações, e mais forte onde os dados foram estimados. É ferramenta de grande valia principalmente quando não há rede de monitoramento de qualidade do ar ou há falta de dados. Pois, a falta de certas medições horárias, como ocorreu neste trabalho, podem enviesar os resultados. No geral, o produto CAMs após a verificação do teste de correlação com os resultados da interpolação, demonstram ser um produto fiável e de grande importância para a implantação de políticas públicas para na proteção a saúde humana.

Referências

- ALVAREZ-MENDOZA, C. I.; TEODORO, A.; RAMIREZ-CANDO, L. Spatial estimation of surface ozone concentrations in Quito Ecuador with remote sensing data, air pollution measurements and meteorological variables. **Environmental Monitoring and Assessment**, v. 191, n. 3, 2019.
- Burrough, P.A. Mcdoneel, R. Principles of Geographical Information Systems. **Spatial information systems and geostatistics**. New York: Oxford University Press, 1998
- CAMARGO, E.; DRUCK, S.; CÂMARA, G. Análise de Superfícies por Geoestatística Linear. In: DRUCK, S. et al. (Eds.). . **Análise Espacial de Dados Geográficos**. Brasília: EMBRAPA, 2004.
- COPERNICUS ATMOSPHERE MONITORING SERVICES. **Data | Copernicus**. Disponível em: <<https://atmosphere.copernicus.eu/data>>. Acesso em: 3 jun. 2021.
- ESRI. **ArcGIS Pro Resources | Tutorials, Documentation, Videos & More**. Disponível em: <<https://www.esri.com/en-us/arcgis/products/arcgis-pro/resources>>. Acesso em: 11 maio. 2021.
- EUROPEAN ENVIRONMENTAL AGENCY. **Air quality in Europe - 2020 report**. Copenhagen: [s.n.]. Disponível em: <<http://europa.eu>>.
- GABRIEL, M. F. et al. Assessment of indoor air conditions in households of Portuguese families with newborn children. Implementation of the HEALS IAQ checklist. **Environmental Research**, v. 182, p. 108966, 2020.
- Mazzini, P. L. F.; Schettini, C. A. F. Avaliação de metodologias de interpolação espacial aplicadas a dados hidrográficos costeiros quase sinóticos. **Brazilian Journal of Aquatic Science and Technology**, v. 13, n. 1, p. 53-64, 2009.
- MILITINO, A. F.; UGARTE, M. D.; PÉREZ-GOYA, U. An introduction to the spatio-temporal analysis of satellite remote sensing data for geostatisticians. In: **Handbook of Mathematical Geosciences: Fifty Years of IAMG**. [s.l.] Springer International Publishing, 2018. p. 239–253.
- OLIVEIRA, M. et al. Geospatial Analysis of Environmental Atmospheric Risk Factors in Neurodegenerative Diseases: A Systematic Review. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, v. 17, n. 22, 13 nov. 2020.
- ROUX, E. et al. Toward an early warning system for health issues related to particulate matter exposure in brazil: The feasibility of using global pm2.5 concentration forecast products. **Remote Sensing**, v. 12, n. 24, p. 1–45, 2 dez. 2020.

WHO REGIONAL OFFICE FOR EUROPE. Health Risk Assessment of air pollution. p. 1–40, 2016.

WORLD HEALTH ORGANIZATION, W. WHO Air quality guidelines for particulate matter, ozone, nitrogen dioxide and sulfur dioxide: Global update 2005. p. 1–21, 2005.

YAMAMOTO, Jorge Kazuo. An alternative measure of the reliability of ordinary kriging estimates. **Mathematical Geology**, 2000, 32.4: 489-509.

YANG, X. et al. Development of PM 2.5 and NO 2 models in a LUR framework incorporating satellite remote sensing and air quality model data in Pearl River Delta region, China. **Environmental Pollution**, v. 226, jul. 2017.