

X-004 - ANÁLISE DO PERFIL ESPACIAL E TEMPORAL DA CONTRIBUIÇÃO REGIONAL NA CONCENTRAÇÃO DO MP10 EM PIRACICABA-SP

Danilo Covaes Nogarotto⁽¹⁾

Graduado e Mestre em Estatística pela Universidade Estadual de Campinas (Unicamp). Doutor em Tecnologia (Área de Concentração: Ambiente) pela Unicamp.

Simone Andrea Pozza⁽²⁾

Graduada em Engenharia Química pela Universidade Federal do Rio Grande (FURG). Mestra e Doutora em Engenharia Química pela Universidade Federal de São Carlos (UFSCar). Professora Doutora na Faculdade de Tecnologia (FT) da Universidade Estadual de Campinas (Unicamp).

Endereço⁽²⁾: Rua Paschoal Marmo, 1888 – Jd. Nova Itália – Limeira - SP - CEP: 13484-332 - Brasil - Tel: (19) 2113-3407 - e-mail: simone.pozza@ft.unicamp.br

RESUMO

O Material Particulado inalável (MP10) é um dos principais poluentes atmosféricos estudados na literatura. A concentração diária de MP10 em Piracicaba, interior do Estado de São Paulo, nos anos de 2014 e 2015 foi estudada usando a Análise de Regressão de Trajetória (ART), Análise de Cluster (AC) e Análise de Componentes Principais (ACP). Na ART, os modelos Normal e Auto-Regressivo de Médias Móveis (ARMA) foram abordados e comparados. Para comparar cada um dos modelos foram usadas análise de resíduos e outras medidas, Correlação de Pearson (CP), raiz quadrada do erro quadrático médio (REQM), Critério de Informação de Akaike (AIC) e a log-verossimilhança (LOG). Num segundo momento, o modelo com processo AR de ordem 2, AR(2), mostrou melhor desempenho para prever MP10. A influência de regiões locais foi de aproximadamente 75% na reconstituição do nível do MP10. Por meio da AC, os dias foram agrupados em 4 clusters, identificando um perfil temporal com os dados obtidos da ART, e dados meteorológicos do período. Com uso da ACP, foi possível caracterizar a relação da concentração do MP10 com variáveis meteorológicas, sendo que a umidade relativa é a de maior importância na relação com o MP10.

PALAVRAS-CHAVE: Análise de Regressão de Trajetória, Análise de Cluster, Análise de Componentes Principais.

INTRODUÇÃO

O Material Particulado (MP) é todo material sólido e líquido que fica suspenso no ar devido ao seu pequeno tamanho, o que pode ocasionar graves problemas na saúde humana, principalmente respiratórios e cardiovasculares. Suas propriedades podem variar a depender de seu tamanho, composição química e também da fonte de origem da emissão deste MP (VALLERO, 2008; RODOPOULOU et al., 2015; BREITNER et al., 2014; YNOUE et al., 2017).

Para identificar possíveis locais de fontes emissoras do MP, trajetórias de massas de ar são utilizadas para estudar o transporte do MP pela atmosfera. Alguns estudos mostraram que o MP, proveniente de longas distâncias (>500 km), exerce influência significativa nos níveis de concentração do MP em determinado local (DIMITRIOU e KASSOMENOS, 2014; KAVOURAS et al., 2013). Além disso, outros estudos apontam que a quantidade de tempo que o ar gasta sobre uma região (tempo de residência) é linearmente relacionada com o percentual de contribuição desta região na concentração do MP (XU et al., 2006; CHALBOT et al., 2013; DIMITRIOU e KASSOMENOS, 2014). A Análise de Regressão de Trajetória (ART) descreve a dependência da concentração de poluentes atmosféricos num local em relação ao tempo de residência da massa de ar gasto sobre cada região específica usando modelos de regressão. Em Paris, um estudo identificou a contribuição das massas de ar de diversas regiões na concentração diária do MP10 e também do MP2,5. Obteve-se que aproximadamente 50% da contribuição diária foram de fontes locais (DIMITRIOU e KASSOMENOS, 2014). A ART também foi usada para identificar as fontes de emissão nas cidades de Amsterdã, Atenas, Birmingham e Helsinki (KAVOURAS et al., 2013). Rodopoulou et al. (2014) reforçaram o uso da ART, aplicando seus

resultados para estimar o aumento das interações cardiovasculares e respiratórias, em Doña Ana County (EUA), devido ao MP e O₃.

Análise de Cluster (AC) pode ser usada para agrupar períodos de tempo, como dias ou horas, por exemplo, a fim de identificar padrões temporais da qualidade do ar. Latif et al. (2014) analisaram poluentes atmosféricos, em Jerantut, Malásia, agrupando horas do dia com comportamento similares dos níveis de poluição. Em Boston, durante 2004 e 2009, Austin et al. (2012) classificaram dias em grupos baseados no perfil da concentração de poluentes (gases e particulados). Targino e Krecl (2016) usaram AC para agrupar dias com perfis meteorológicos similares.

A Análise de Componentes Principais (ACP) é uma ferramenta bastante utilizada para estudar correlações entre as variáveis, num contexto multivariado. Binaku e Schmeling (2017), usando a ACP, encontraram que a principal relação encontrada foi entre a concentração de ozônio e nitrato, com respeito a temperatura e umidade. Luna et al. (2014) encontraram que NO, NO_x e radiação solar têm forte impacto na concentração do O₃ usando a ACP. Souza et al. (2017) usaram ACP relacionando variáveis meteorológicas (temperatura, umidade relativa, precipitação, velocidade do vento, radiação solar e índice de claridade) e dois poluentes atmosféricos (ozônio e monóxido de carbono). Temperatura, velocidade do vento e radiação solar foram as principais contribuições para a concentração de ozônio (38,2%).

A ideia deste trabalho é abordar de outras maneiras a ART, incluindo uma estrutura de séries temporais por meio de um modelo Auto-Regressivo de Médias Móveis (ARMA). Assim, os principais objetivos deste trabalho são identificar os locais de possíveis fontes de emissão do MP10, e quantificar a contribuição de cada local para a cidade de Piracicaba-SP, usando ART. Num segundo momento, a AC será utilizada para identificar um perfil temporal dos dados obtidos da ART, agrupando os dias de acordo com comportamentos similares das variáveis meteorológicas no período. Por fim, a ACP será usada para identificar a principal relação entre as variáveis meteorológicas e o nível do MP10 dentro de cada grupo obtido na AC.

METODOLOGIA

Dados horários da concentração diária do MP10 ($\mu\text{g}/\text{m}^3$), Temperatura ($^{\circ}\text{C}$), Umidade Relativa (%) e Velocidade do Vento (m/s) da estação automática da cidade Piracicaba nos anos de 2014 e 2015 foram utilizados neste trabalho. Estes dados foram coletados da base do QUALAR (Qualidade do Ar) disponível no site da CETESB (Companhia Ambiental do Estado de São Paulo) (QUALAR, 2016). O modelo HYSPLIT (*Hybrid Single-Particle Lagrangian Integrated Trajectory*), do laboratório NOAA – ARL (*National Oceanic and Atmospheric Administration – Air Resources Laboratory*) foi usado para obter as trajetórias de massas de ar que chegaram a Piracicaba. Considerou-se um total de 12 regiões de acordo com características similares entre elas (Tabela 1 e Figura 1).

Dois modelos diferentes para abordagem da ART foram considerados no ajuste do MP10, descritos a seguir:

- (i) Modelo Normal: é o modelo usual de regressão (WEISBERG, 2005), que foi utilizado nos trabalhos de Xu et al. (2006), Huang et al. (2010), Kavouras et al. (2013) e Dimitriou e Kassomenos (2014). Neste modelo, considera-se que os dados são independentes ao longo do tempo, ou seja, a concentração medida num determinado dia, é independente da concentração medida em qualquer outro dia do período; e,
- (ii) Modelo ARMA (Auto-Regressivo de Médias Móveis): Este modelo leva em consideração a estrutura temporal dos dados, ou seja, considera que a variável resposta é uma série temporal (MORETTIN e TOLOI, 2006; GOYAL et al., 2006). Utilizou-se da abordagem de Box-Jenkins para modelar a série temporal dos dados, por meio de um processo ARMA. Este fato não foi considerado no modelo (i).

A Correlação de Pearson (CP) e a raiz quadrada do erro quadrático médio (REQM) entre o valor observado e o valor ajustado foram calculadas para cada um dos 2 modelos a fim de comparar o desempenho deles. Além disso, foi considerado o Critério de Informação de Akaike (AIC) e a log-verossimilhança (LOG). Assim, valores menores do REQM e AIC, enquanto que valores maiores de CP e LOG são esperados para os modelos com melhor desempenho. Uma análise dos resíduos foi feita para comparar os dois modelos (GOYAL et al., 2006; WEISBERG, 2005).

Foi escolhido o modelo de melhor desempenho entre os descritos em (i) e (ii). Depois disso, com os resultados obtidos, foi realizada a AC aglomerativa hierárquica, usando o método de Ward, enquanto que a distância euclidiana foi usada para medir similaridade (HAN e KAMBER, 2006; AUSTIN et al., 2012). Nesta etapa, os 730 dias (2 anos de medição) foram agrupados de acordo com comportamentos similares em relação às regiões de contribuição significativa no MP10, e também em relação às variáveis meteorológicas (Temperatura, Umidade Relativa e Velocidade do Vento).

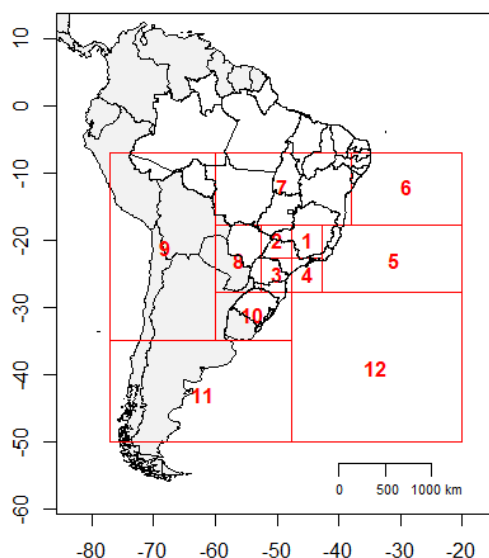


Figura 1: Regiões de residência de massa de ar em Piracicaba-SP

Tabela 1 - Descrição e percentual de contribuição das regiões 1-12

Região	Fonte	Descrição	Percentual de contribuição
1	Local	Interior e sul de Minas Gerais e parte do Rio de Janeiro	43,1% *
2	Local	Interior de São Paulo e Triângulo mineiro	12,7% *
3	Local	Sul de São Paulo, Paraná e Santa Catarina	4,7% *
4	Local	Região metropolitana e Litoral Paulista	14,5% *
5	Litorânea	Espírito Santo e Litoral do Sudeste	12,3% *
6	Litorânea	Litoral do Nordeste	1,1% *
7	Continental	Norte/Nordeste/Centro-Oeste	6,0% *
8	Continental	Mato Grosso do Sul e Paraguai	1,0% *
9	Continental	Estados do Acre e Rondônia, e Bolívia, Peru, Chile e Argentina	<0,1%
10	Continental	Rio Grande do Sul e Uruguai	0,5%
11	Continental	Argentina e litoral argentino	<0,1%
12	Litorânea	Atlântico Sul	4,0% *

*: Região significativa estatisticamente a 5%.

Depois de agrupados os dias, foi realizada a ACP, dentro de cada grupo. A ideia foi identificar as relações existentes entre as variáveis meteorológicas e a concentração do MP10. Considerou-se a rotação varimax para produzir o melhor relacionamento entre as Componentes Principais e as variáveis originais. Neste caso, a rotação garante que cada variável é maximamente correlacionada com apenas uma componente e tem uma associação próxima de zero com as demais. As cargas fatoriais após a rotação são importantes para saber o quanto a variável contribui, em particular para a Componente Principal (CP), e em que medida uma variável é semelhante às outras. Quanto maior o fator de carga da variável, maior é a contribuição dela para a CP em particular (JOHNSON e WICHERN, 1982; DOMINICK et al., 2012).

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os modelos descritos em (i) e (ii) foram ajustados, considerando a concentração diária do MP10 em função do tempo de residência em cada região (Tabela 1). A Tabela 2 apresenta os valores de CP, REQM, LOG e AIC para os modelos ajustados. O modelo AR(2) mostrou-se melhor em todas as medidas, demonstrando que esse modelo tem um desempenho de predição mais eficiente e satisfatório do que o modelo Normal. A Figura 2 mostra os valores ajustados em relação aos valores observados da série temporal da concentração de MP10 para o ano de 2014. Nota-se que o ajuste do modelo Normal, não consegue acompanhar a série, permanecendo próximo a uma média geral dos dados. Diferente do ajuste do modelo AR(2), em que observa-se um acompanhamento bem próximo dos dados observados. Essa diferença é devido ao fato do modelo AR(2) considerar a estrutura temporal dos dados, enquanto o modelo Normal não. Além disso, os resíduos do modelo AR(2) não apresentaram nenhum tipo de padrão em seu comportamento, mais uma vez indicando que este modelo apresenta um bom ajuste.

Tabela 2 - Medidas comparativas dos modelos

Modelo	CP	REQM	LOG	AIC
Normal	0,36	18,68	-3173	6372
AR(2)	0,78	12,56	-2884	5797

A Tabela 1 mostra a proporção de contribuição de cada região para o modelo AR(2). Caso a região é significativa estatisticamente, tem-se que essa região influencia na composição da concentração diária do MP10, se não, não há contribuição significativa da região. Veja que as regiões 9, 10 e 11 não foram significativas.

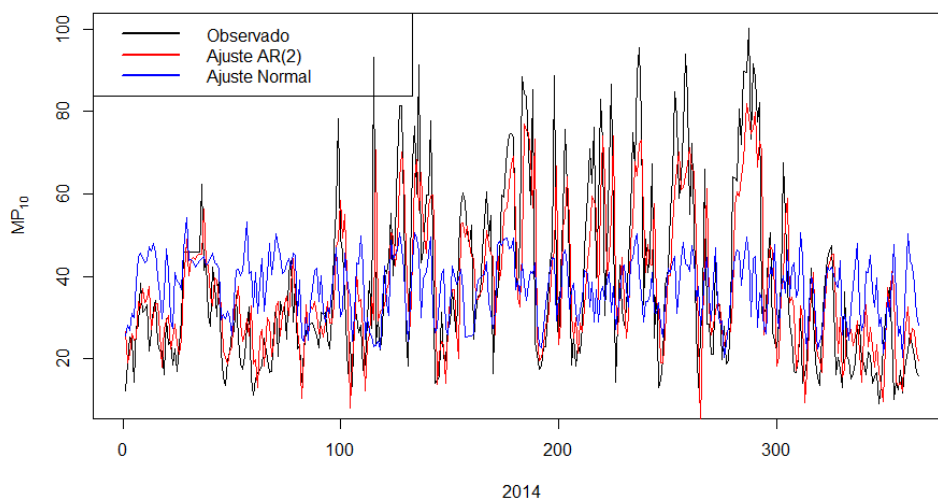


Figura 2 - Ajuste comparativo dos dois modelos no ano 2014

As maiores contribuições ocorreram das regiões locais (Regiões 1 a 4), com 75%. Sendo que a Região 1 (Interior e Sul de Minas Gerais e parte do Rio de Janeiro) foi a de maior contribuição (43,1%). Dentre as fontes locais (Regiões 1 a 4), a região 3 foi a de menor contribuição, 4,7%. As regiões 1 a 4 representam grande parcela da região sudeste e sul do Brasil, conhecidamente as regiões mais desenvolvidas do país, com um grande número de indústrias e alto tráfego de veículos automotores, contribuindo significativamente na concentração do MP10.

Influências de regiões marinhas na concentração do MP10 em Piracicaba foram de 17,4%, que se referem as regiões 5, 6 e 12. As regiões (7 e 8) tiveram uma contribuição média de 7%. Não houve contribuições significativas de outros países da América do Sul (regiões 9 a 11).

A AC foi realizada considerando as variáveis meteorológicas (Temperatura, Umidade Relativa e Velocidade do Vento) e a proporção de contribuição diária do MP10 por região (somente as regiões significativas 1-8 e 12).

Todos os 730 dias do período (anos 2014 e 2015) de medição foram divididos em 4 grupos. O grupo 1 foi formado por 111 dias, o grupo 2 por 228 dias, o grupo 3 por 219 dias e, por fim, o grupo 4 foi formado por 172 dias.

Tabela 3 - Percentual de dias dentro de cada estação do ano por grupo

Grupo	Primavera	Verão	Outono	Inverno
1	28,8%	23,4%	21,6%	26,1%
2	25,4%	17,1%	26,3%	31,1%
3	20,5%	27,4%	21,9%	30,1%
4	28,5%	32,0%	29,1%	10,5%

A Tabela 3 mostra os percentuais de dias dentro de cada estação do ano em cada um dos quatro grupos formados na AC. Os grupos 2 e 3 apresentam mais dias no inverno. No grupo 1, a predominância são dias na primavera, e no grupo 4, no verão (Tabela 3). Com este perfil temporal dos dados obtidos da AC, o próximo passo é caracterizar a relação do MP10 com as variáveis meteorológicas dentro de cada um dos 4 grupos, usando a ACP.

Tabela 4 - Percentual de contribuição do grupo dentro de cada região de residência da massa de ar

Região	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3	Grupo 4
1	4,4%	10,1%	43,4%	42,2%
2	59,4%	14,6%	4,3%	21,6%
3	25,1%	62,7%	2,5%	9,7%
4	3,8%	68,5%	13,1%	14,6%
5	1,1%	15,0%	74,9%	9,0%
6	7,5%	23,1%	42,0%	27,4%
7	38,8%	18,6%	15,6%	27,1%
8	46,6%	52,5%	0,2%	0,6%
12	0,2%	74,4%	24,2%	1,2%

A Tabela 4 apresenta os percentuais de cada grupo em cada uma das regiões que contribuíram na composição dos níveis do MP10 em Piracicaba. A Figura 3 (a-d) mostram a distribuição dos dados, por meio dos boxplots, da concentração do MP10, e das variáveis meteorológicas (Temperatura, Umidade relativa e Velocidade do vento), respectivamente, divididos nos 4 grupos.

Tabela 5 – Resumo da ACP

		CP 1	CP 2	CP 3	CP 4
Grupo 1	Proporção da variabilidade	0,429	0,299	0,199	0,073
	Proporção acumulada	0,429	0,728	0,921	1,000
Grupo 2	Proporção da variabilidade	0,404	0,309	0,209	0,078
	Proporção acumulada	0,404	0,713	0,922	1,000
Grupo 3	Proporção da variabilidade	0,522	0,265	0,154	0,059
	Proporção acumulada	0,522	0,787	0,941	1,000
Grupo 4	Proporção da variabilidade	0,414	0,366	0,160	0,059
	Proporção acumulada	0,414	0,781	0,941	1,000

A Tabela 5 mostra a proporção da variância explicada por cada CP (Componente Principal) na ACP. Esta análise foi feita dentro de cada grupo obtido na AC, considerando as variáveis meteorológicas e a concentração do MP10. Note que, considerando as 2 primeiras CPs, mais de 70% da variância é explicada nos 4 grupos. E no caso dos grupos 3 e 4, mais de 78% da variabilidade total é explicada nas 2 CPs. As Figuras 4, 5, 6 e 7 apresentam os coeficientes da ACP após a rotação varimax. Quanto maior seu valor absoluto, maior sua importância dentro da CP. Nas Figuras 5, 6 e 7 as variáveis foram nomeadas de outra forma para facilitar a visualização no gráfico de barras. Assim, Temp, UR e VV, correspondem a Temperatura, Umidade relativa e Velocidade do Vento respectivamente.

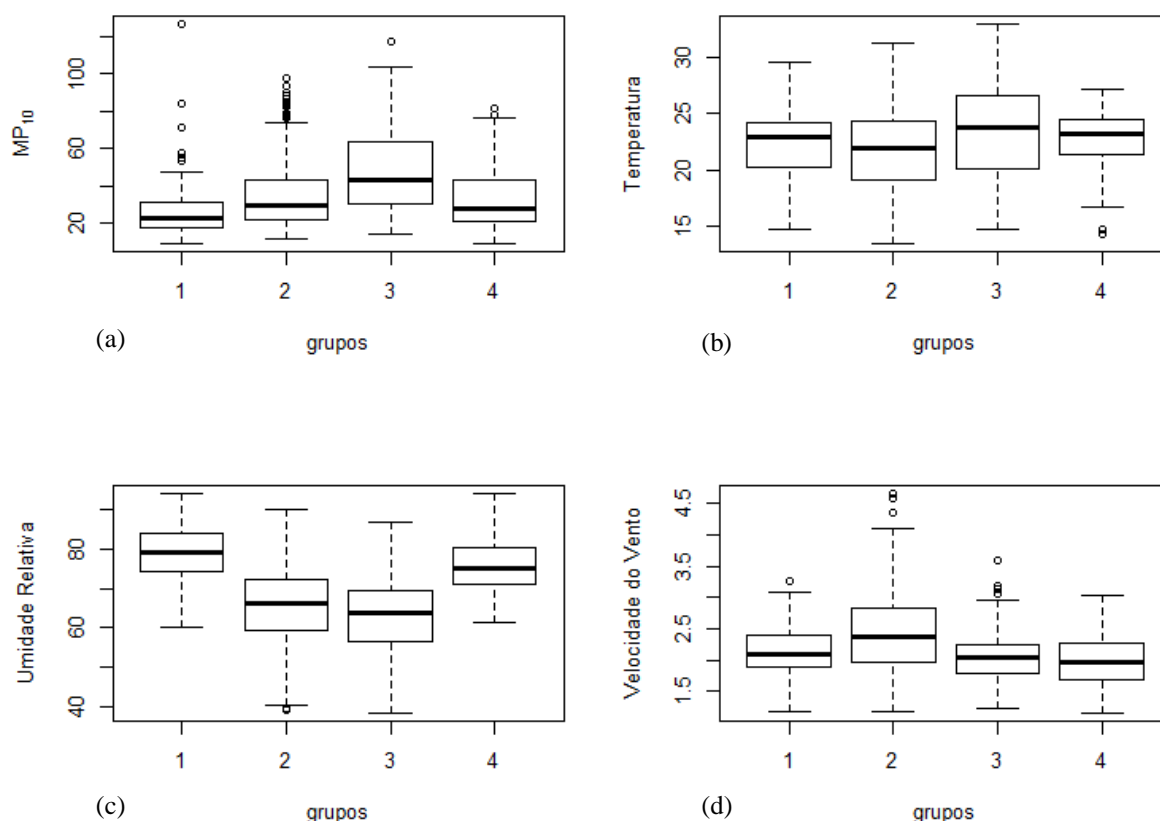


Figura 3: Box-plots da concentração do MP₁₀ (a) e das variáveis meteorológicas (b-d) por grupo

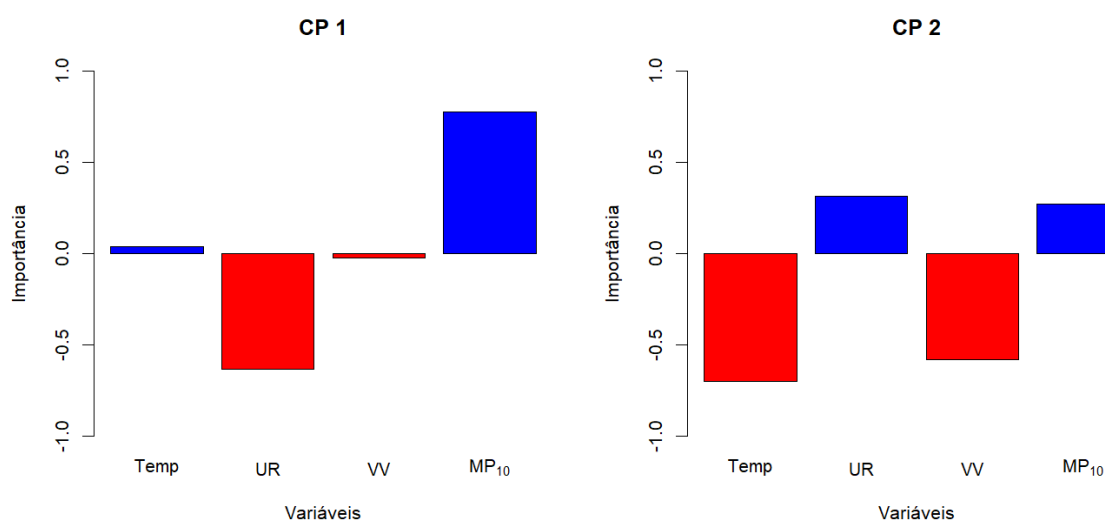


Figura 4: Importância das CP 1 e CP 2 no grupo 1

O grupo 1 é o menor grupo, formado por 111 dias. Neste grupo, os dias são predominantemente da estação do verão (Tabela 3) e em que são vistos os maiores valores de Umidade Relativa, o que facilita a “limpeza” da atmosfera, já que o nível mediano de MP₁₀ é o menor dentre todos os grupos (Figura 3a e 3c). O percentual de umidade relativa é quase 80% no grupo 1. A relação da Umidade Relativa e MP₁₀ é inversamente proporcional, como observado na Figura 4, na CP1. Esta componente explica 42,9% da variabilidade total do grupo 1 (Tabela 5). A CP2 explica um percentual de 29,9%, em que a relação prevalecente é da Velocidade do Vento com a Temperatura. As regiões 2, 7 e 8 apresentam as maiores contribuições nesse grupo (Tabela 4), ou seja, com contribuições desde o Oeste ao Norte de Piracicaba, ou mais detalhado, do Interior de São Paulo,

Triângulo mineiro, Norte, Nordeste e Centro-oeste do Brasil, além do Mato Grosso do Sul e Paraguai (Figura 1 e Tabela 1).

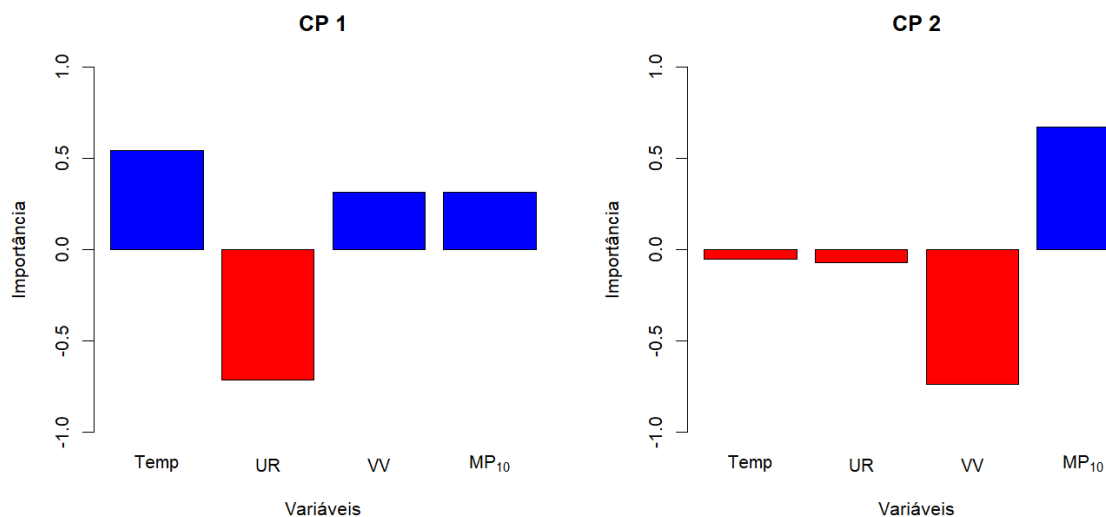


Figura 5: Importância das CP 1 e CP 2 no grupo 2

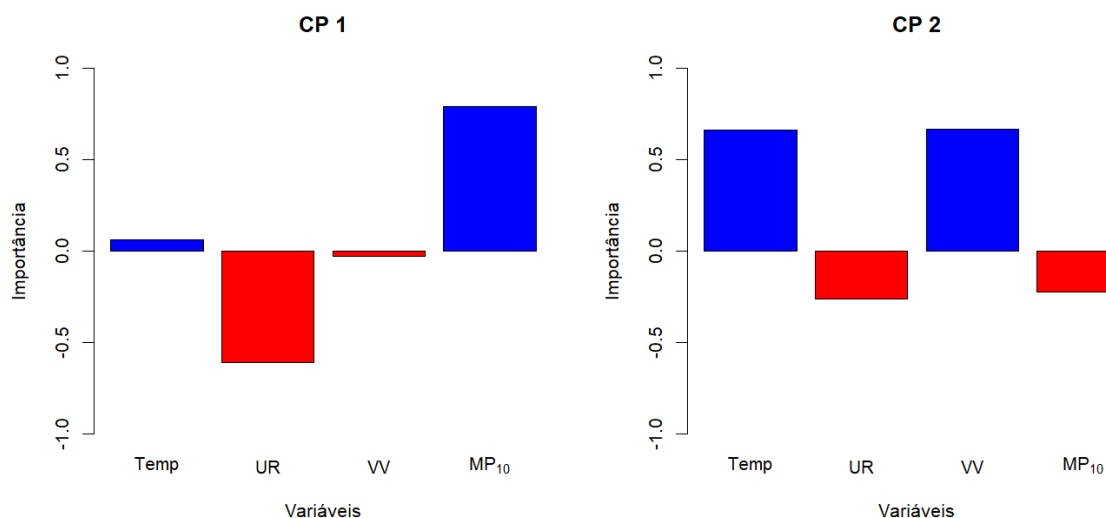


Figura 6: Importância das CP 1 e CP 2 no grupo 3

O grupo 2 é o maior grupo, com 228 dias, e com o segundo maior valor mediano da concentração do MP₁₀ (Figura 3a). Os dias são predominantes no inverno (Tabela 3), com os menores valores na temperatura e maiores velocidade do vento (Figuras 3b e 3d, respectivamente). A principal relação (vista na CP1) é da Umidade Relativa com a Temperatura (inversamente proporcional), representando 40,4% (Tabela 5 e Figura 5). Ao passo que, na CP2, a velocidade do vento atua dispersando o MP, ou seja, com o aumento da velocidade do vento, diminui a concentração do MP₁₀ (Figura 5). As regiões 3, 4, 8 e 12 foram as de maiores contribuições no grupo 2 (Tabela 4), e essas regiões estão localizadas mais ao sul de Piracicaba, incluindo contribuição litorânea, do Atlântico Sul.

Note que, ao analisar o nível mediano de MP₁₀, o grupo 3 foi o que apresentou o maior valor (Figura 3a). Neste grupo, formado por 219 dias, com predominância no período de inverno (Tabela 3), há um aumento da concentração do MP₁₀, devido ao tempo seco, isto é, com baixa umidade relativa, próxima a 60% (Figura 3c). A ACP identificou a Umidade Relativa como o principal fator para os altos valores do MP₁₀ neste grupo (Figura 6, CP1) com 52,2% da variabilidade explicada por esta relação. As maiores contribuições estão nas

regiões 1, 5 e 6 (Tabela 4), formadas pelo interior de Minas Gerais e parte do Rio de Janeiro, Espírito Santo, além do litoral das regiões Sudeste e Nordeste. São regiões desde o Norte, até o Leste de Piracicaba.

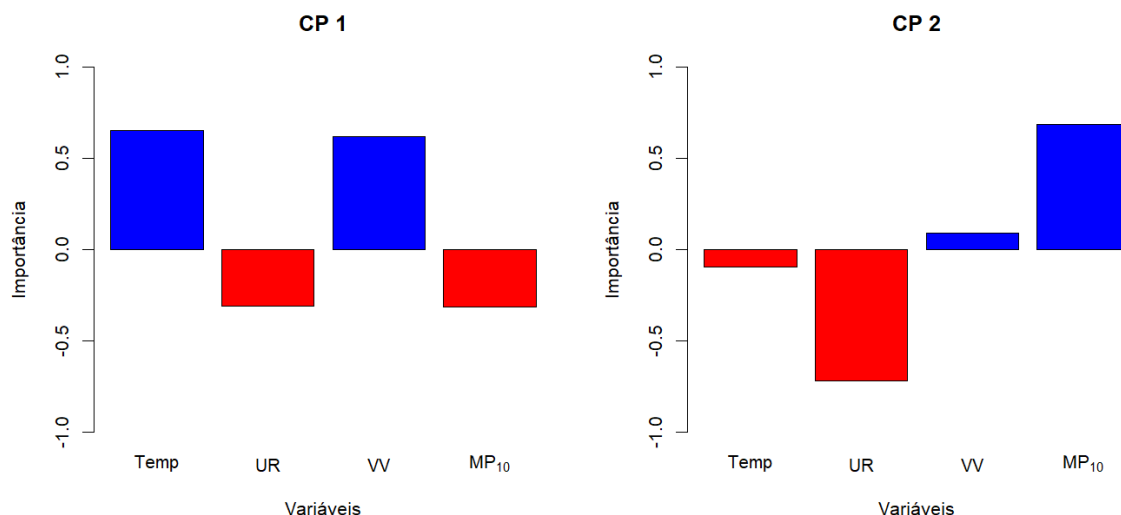


Figura 7: Importância das CP 1 e CP 2 no grupo 4

Por último, tem-se o grupo 4, formado por 172 dias. A estação do ano prevalente é o outono, em seguida o verão (Tabela 3), com umidade relativa alta (Figura 3c) e níveis do MP10 não tão altos (Figura 3a). No verão ocorrem as maiores temperaturas, e desta forma, esta variável foi a principal neste grupo, juntamente com a velocidade do vento, explicando 41,4% da variabilidade (Tabela 5 e Figura 7). O percentual de 36,6% da variabilidade é explicada pela relação inversamente proporcional entre MP10 e Umidade Relativa (Tabela 5). A região que predomina é a 1, relativa ao interior de Minas Gerais e parte do Rio de Janeiro, com contribuições de fontes locais (Tabela 4). Esta foi a região de maior contribuição (Tabela 1).

Em resumo, pode-se perceber a AC agrupou regiões próximas dentro de um mesmo grupo, indicando que a correlação espacial dos dados é um fator relevante nos níveis do MP10. Outro fato importante é que as variáveis meteorológicas tiveram comportamento diferente nos grupos (como evidenciado nos resultados da ACP), também apontando um fator importante na concentração do MP10. A ACP mostrou que variável meteorológica UR foi a de maior importância na relação com MP10.

CONCLUSÃO

A Análise de Regressão de Trajetória é uma ferramenta estatística muito interessante para identificar possíveis locais de fontes emissoras do MP. Com a ART, é possível verificar a contribuição percentual na concentração do MP10 de cada região resultante da análise das trajetórias de massas de ar para a cidade de Piracicaba, no interior do Estado de São Paulo, durante o período de 2014 e 2015. A Análise de Cluster e a Análise de Componentes Principais são duas ferramentas multivariadas que são bastantes utilizadas em estudos da área ambiental, e especificamente da área de poluição atmosférica.

Neste estudo, 2 modos diferentes foram abordados na utilização da ART. A primeira, foi o modelo de regressão linear usualmente aplicado em diversos estudos anteriores (modelo Normal). E a segunda, foi um modelo de regressão combinado com um processo Auto-Regressivo de Médias Móveis (ARMA), introduzindo a dependência temporal dos dados na estrutura de regressão. O modelo AR(2) se mostrou mais satisfatório apresentando melhores resultados em termos das medidas comparativas, indicando um melhor poder de predição da concentração do MP10. A análise comparativa dos dois modelos mostrou que a abordagem com a metodologia de Box-Jenkins (modelos ARMA) parece ser a mais adequada.

A maior parte (75%) da contribuição da concentração diária do MP10 em Piracicaba, correspondem as fontes locais. As fontes de regiões litorâneas e regionais/continentais também tiveram contribuição significativa

estatisticamente. Por outro lado, não houve contribuição significativa dos países sul-americanos, vizinhos ao Brasil.

Na Análise de Cluster foi possível identificar um perfil temporal dos dados de MP10, agrupando os dias em grupos com comportamento similares em relação as variáveis meteorológicas (umidade relativa, velocidade do vento e temperatura) e o perfil espacial obtido na ART. A AC obteve 4 grupos de dias, sendo que o nível do MP10 teve maiores valores no inverno, onde os menores valores de umidade relativa foram encontrados. A Análise de Componentes Principais permitiu identificar a relação entre o MP10 e variáveis meteorológicas (umidade relativa, velocidade do vento e temperatura) mais relevantes dentro de cada um dos 4 grupos. Em Piracicaba, a umidade relativa é a variável que mais impacta na concentração do MP10.

AGRADECIMENTOS

À CAPES, pela concessão de bolsa de estudos de doutorado.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. AUSTIN, E., COULL, B., THOMAS, D., KOUTRAKIS, P. A framework for identifying distinct multipollutant profiles in air pollution data. *Environment International*, v.45, p.112–121, 2012.
2. BINAKU, K., SCHMELING, M. Multivariate statistical analyses of air pollutants and meteorology in Chicago during summers 2010-2012. *Air Quality, Atmosphere & Health*, v.10, p.1227-1236, 2017.
3. BREITNER, S., WOLF, K., DEVLIN, R. B., DIAZ-SANCHEZ, D., PETERS, A., SCHNEIDER, A. Short-term effects of air temperature on mortality and effect modification by air pollution in three cities of Bavaria, Germany: A time-series analysis. *Science of Total Environment*, v.485-486, p.49-61, 2014.
4. CHALBOT, M. -C., MCELROY, B., KAVOURAS, I. G. Sources, trends and regional impacts of fine particulate matter in southern Mississippi valley: significance of emissions from sources in the Gulf of Mexico coast. *Atmospheric Chemistry and Physics*, v.13, p.3721-3732, 2013.
5. DIMITRIOU, K., KASSOMENOS, P. A study on the reconstitution of daily PM10 and PM2.5 levels in Paris with multivariate linear regression model. *Atmospheric Environment*, v.98, p.648-654, 2014.
6. DOMINICK, D., JUAHIR, H., LATIF, M. T., ZAIN, S. M., ARIS, A. Z. Spatial assessment of air quality patterns in Malaysia using multivariate analysis. *Atmospheric Environment*, v.60, p.172-181, 2012.
7. GOYAL, P., CHAN, A. T., JAISWAL, N. Statistical models for the prediction of respirable suspended particulate matter in urban areas. *Atmospheric Environment*, v.40, p.2068-2077, 2006.
8. HAN, J., KAMBER, M. *Data Mining: Concepts and Techniques*. Morgan Kaufmann, 2006.
9. HUANG, L., GONG, S. L., SHARMA, S., LAVOUÉ, D., JIA, C. Q. A trajectory analysis of atmospheric transport of black carbon aerosols to Canadian high Arctic in winter and spring (1990-2005). *Atmospheric Chemistry and Physics*, v.10, p.5065-5073, 2010.
10. JOHNSON, R. A., WICHERN, D. W. *Applied Multivariate Statistical Analysis*, 1. Ed. Prentice-Hall, 594 p., 1982.
11. KAVOURAS, I. G., LIANOU, M., CHALBOT, M. -C., VEI, I. C., KOTRONAROU, A., HOEK, G., HAMERI, K., HARRISON, R. M. Quantitative determination of regional contributions to fine and coarse particle mass in urban receptor sites. *Environmental Pollution*, v.176, p.1-9, 2013.
12. LATIF, M. T., DOMINICK, D. AHMAD, F., KHAN, M. F., JUNENG, L., HAMZAH, F. M., NADZIR, M. S. M. Long term assessment of air quality from a background station on the Malaysian Peninsula. *Science of Total Environment*, v.482-483, p.336–348, 2014.
13. LUNA, A. S., PAREDES, M. L. L., DE OLIVEIRA, G. C. G., CORRÊA, S. M. Prediction of ozone concentration in tropospheric levels using artificial neural networks and support vector machine at Rio de Janeiro, Brazil. *Atmospheric Environment*, v.98, p.98-104, 2014.
14. MORETTIN, P. A., TOLOI, C. M. C. *Análise de séries temporais*, 2. Ed., Blucher, 2006.
15. QUALAR. Qualidade do Ar, CETESB, Dados meteorológicos. Disponível em: <http://ar.cetesb.sp.gov.br/qualar/>. Acesso em: 16 Jan. 2016.
16. RODOPOULOU, S., CHALBOT, M. -C., SAMOLI, E., DUBOIS, D. W., FILIPPO, B. D. S., KAVOURAS, I. G. Air pollution and hospital emergency room and admissions for cardiovascular and respiratory diseases in Doña Ana County, New Mexico. *Environmental Research*, v.129, p.39-46, 2014.

17. RODOPOULOU, S., SAMOLI, E., CHALBOT, M. G., KAVOURAS, I. G. Air pollution and cardiovascular and respiratory emergency visits in Central Arkansas: A time-series analysis. *Science of Total Environment*, v.536, p.872-879, 2015.
18. SOUZA, A., SANTOS, D. A. S., ARISTONE, F., KOVAC-ANDRIC, E., MATASOVIC, B., PIRES, J. C., IKEFUTI, P. V. Impacto de fatores meteorológicos sobre as concentrações de ozônio modelados por análise de séries temporais e métodos estatísticos multivariados. *HOLOS*, v.5, Ano 33, 2017.
19. TARGINO, A. C., KRECL, P. Local and Regional Contributions to Black Carbon Aerosols in a Mid-Sized City in Southern Brazil. *Aerosol and Air Quality Research*, v.16, p.125–137, 2016.
20. VALLERO, D. *Fundamentals of Air Pollution*, 4 ed., Academic Press, 2008.
21. WEISBERG, S. *Applied linear regression*, 3 ed., John Wiley & Sons, 2005.
22. YNOUE, R., REBOITA, M. S., AMBRIZZI, T., SILVA, G. A. M. *Meteorologia: noções básicas*. São Paulo: Oficina de textos, 2017.
23. XU, J., DUBOIS, D., PITCHFORD, M., GREEN, M., ETYEMEZHIAN, V. Attribution of sulfate aerosols in Federal Class I areas of the western United States based on trajectory regression analysis. *Atmospheric Environment*, v.40, p.3433-3447, 2006.