

Predicción del ozono troposférico en Bogotá: Un enfoque de aprendizaje automático

Diana García¹, Daniela Bustos¹, Néstor Rojas¹, Alejandro Casallas², Ellie A. Lopez-Barrera³

¹ Universidad Nacional de Colombia, Bogotá, Colombia; ² Institute of Science and Technology Austria, Klosterneuburg, Austria; ³ Instituto de Estudios y Servicios Ambientales, Universidad Sergio Arboleda, Bogotá, Colombia

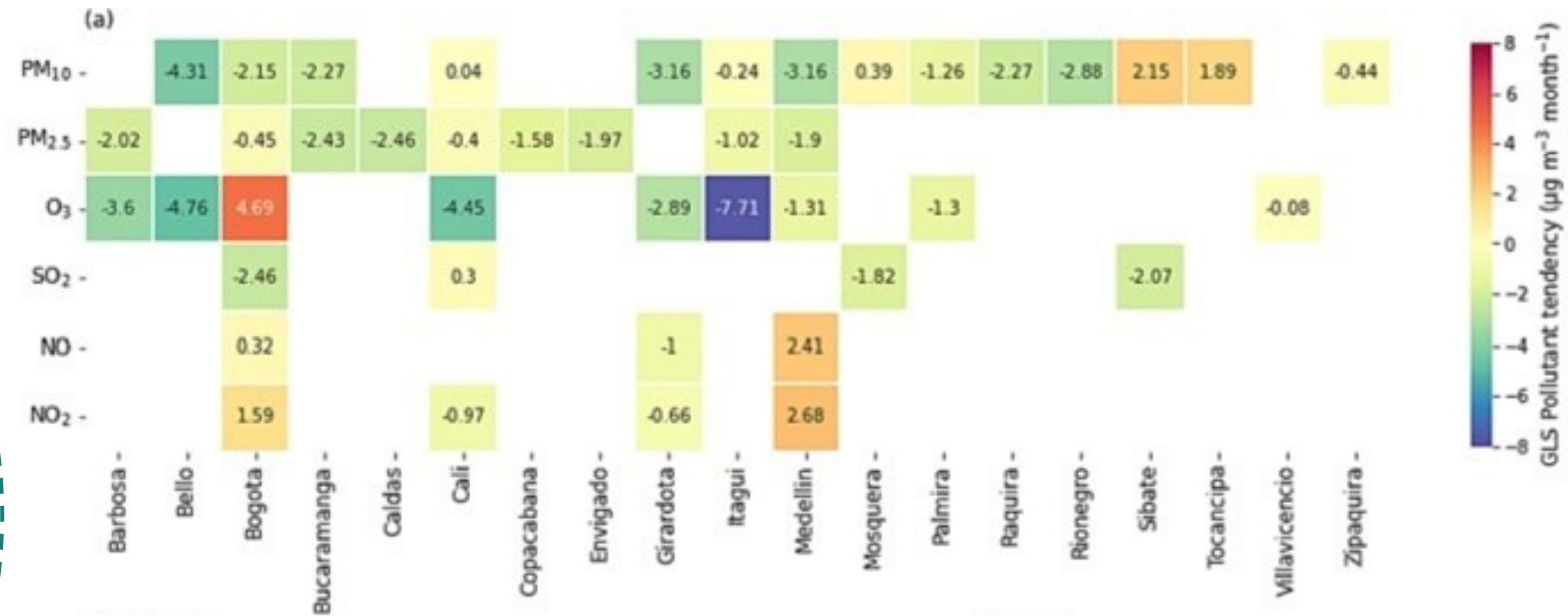


¿Por qué? - Problemática

Impactos negativos en salud y medio ambiente

Aumento de concentración de Ozono

La predicción facilita la toma de decisiones para minimizar impactos



Casallas et al. 2024

Objetivos principales

→ El objetivo de esta investigación fue predecir el comportamiento del ozono troposférico en Bogotá a corto plazo, y se desarrolló en los siguientes objetivos

1

Identificar variables meteorológicas y de contaminación atmosférica relacionadas con el ozono troposférico que no presentan multicolinealidad.

2

Diseñar un modelo de aprendizaje automático para predecir las concentraciones de ozono en la troposfera.

3

Validamos el modelo seleccionado mediante parámetros estadísticos y categóricos.

4

Realizamos cálculos de riesgo poblacional por Ozono para las localidades.



METODOLOGÍA



Más información



<https://casap.science/>

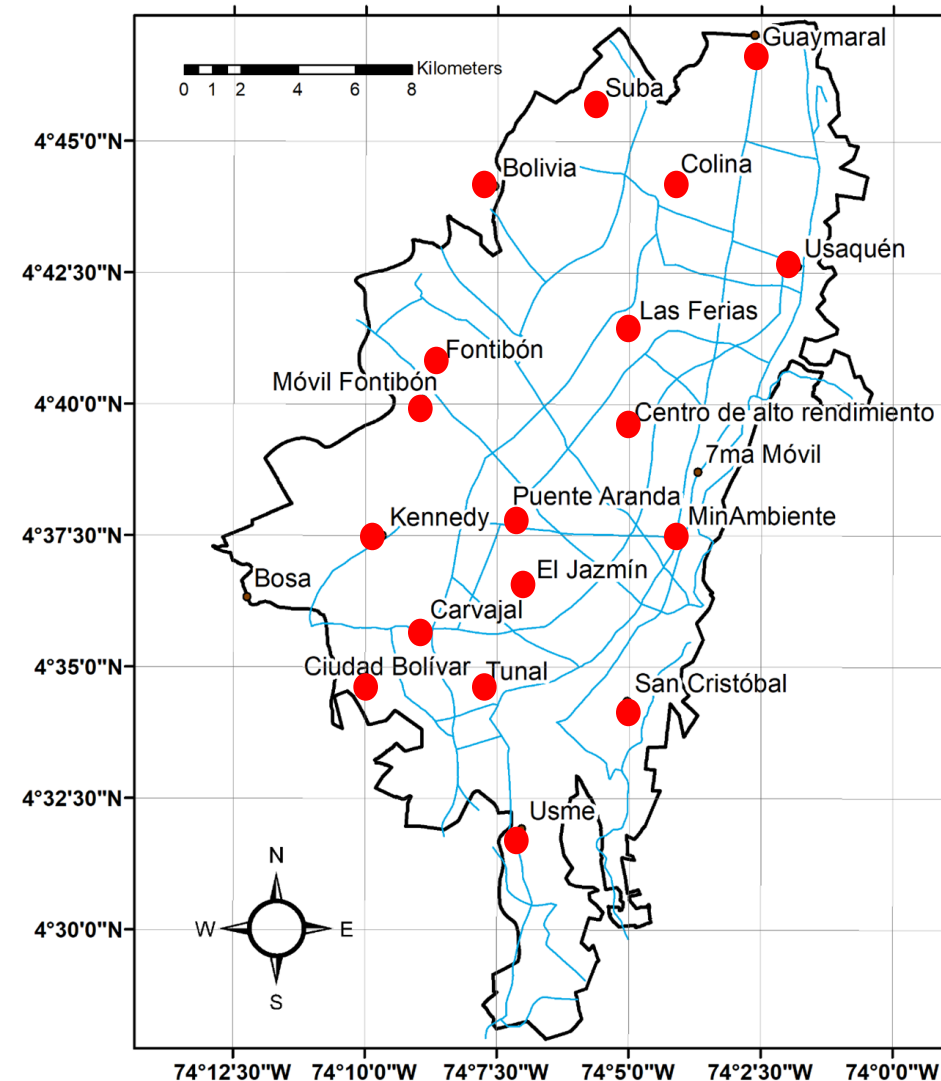


casap@casap.science

Área de estudio

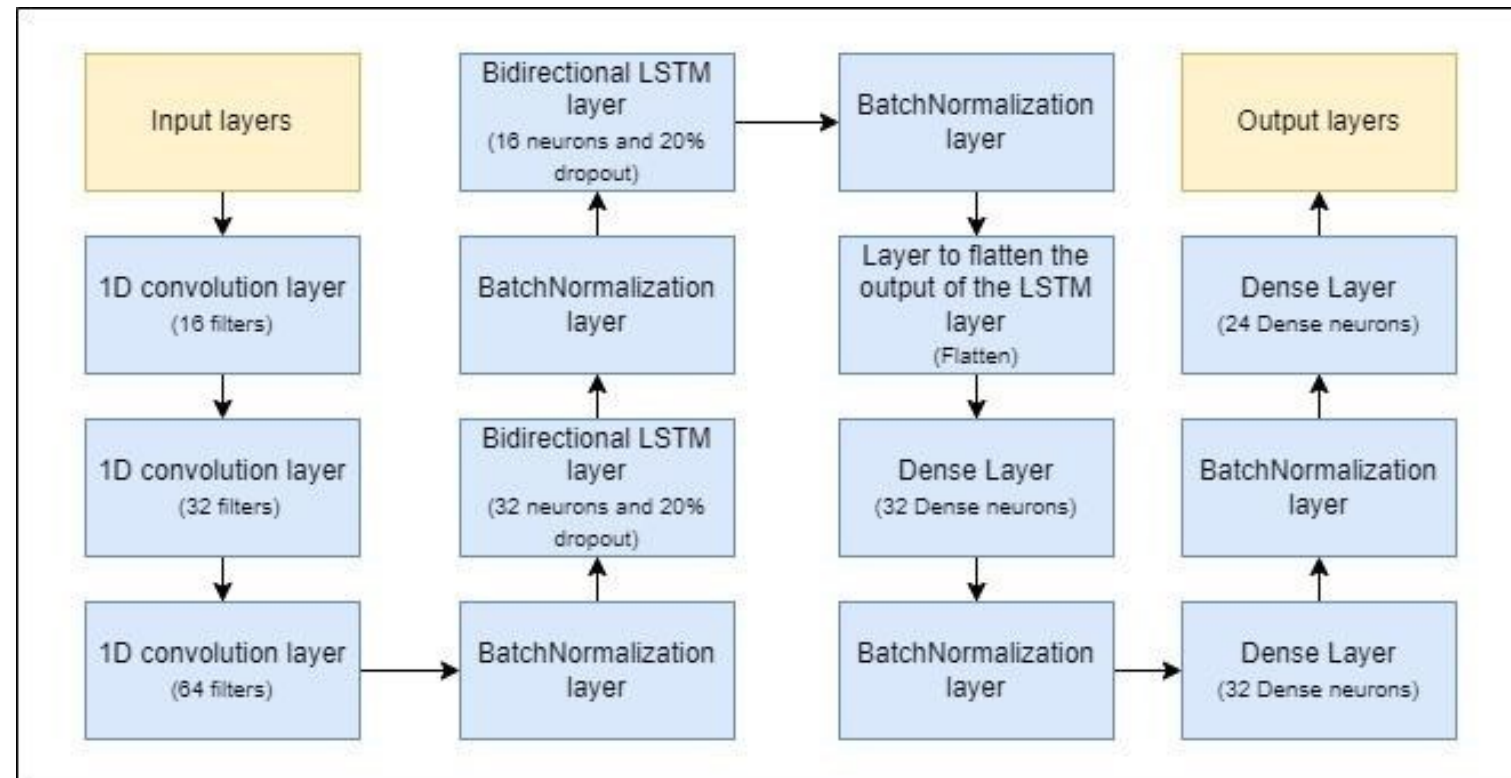
- 20 estaciones de vigilancia, 18 fijas y 2 móviles. 18 miden el ozono troposférico (RMCAB*).
- Hay problemas de ausencia y baja calidad de datos en algunas estaciones.
- Bolivia, Colina y Móvil Fontibón no se tuvieron en cuenta, ya que solo tienen datos desde el año 2021.

● Estaciones con medición de ozono troposférico:

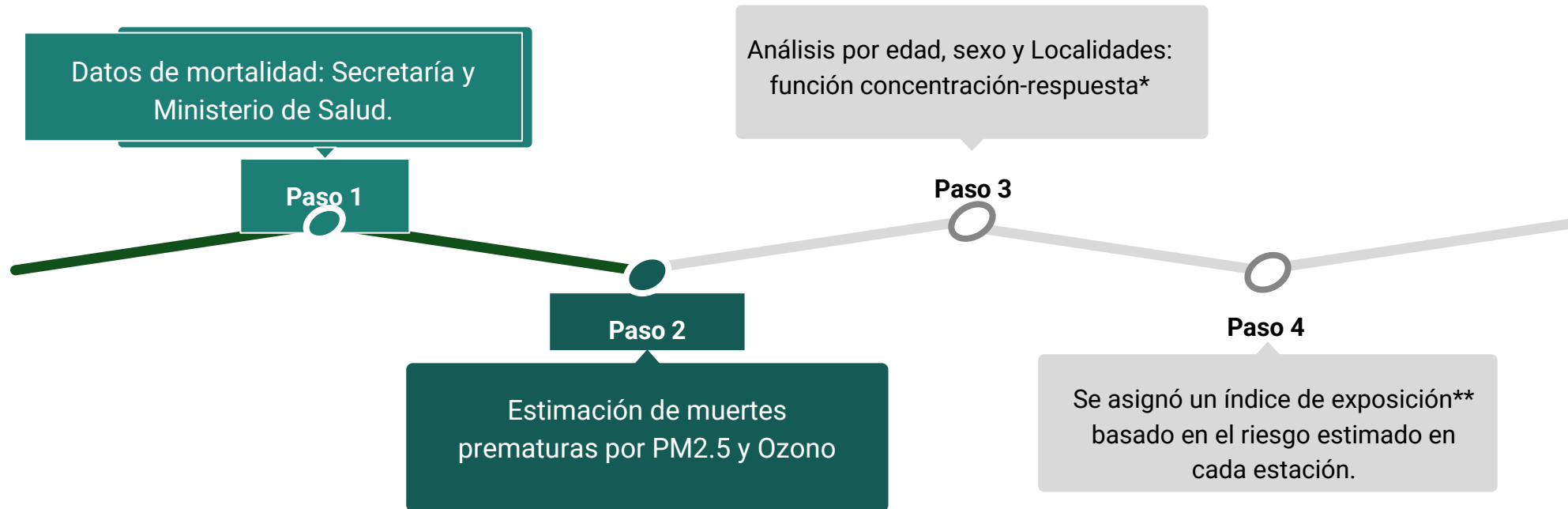


Estructura del modelo de aprendizaje automático

- Basado en el modelo propuesto por Celis et al. (2022).
- Puede proporcionar previsiones de gran precisión, cuantificando la contribución de los contaminantes atmosféricos y las variables meteorológicas en la formación de ozono.
- Considerar y cuantificar la influencia de los precursores.



Cálculo del riesgo poblacional



$$*R_p = C * UR$$

R_p: Riesgo poblacional

C: Concentración del contaminante

UR: Porcentaje de la población expuesta por grupo de referencia (rangos de edad) en la zona de estudio.

$$**IE = CX/NMPX$$

IE: Índice de exposición.

CX: Concentración del xenobiótico por estación de monitoreo ($\mu\text{g}/\text{m}^3$).

NMPX: Nivel máximo permisible del xenobiótico según el indicador ($\mu\text{g}/\text{m}^3$).



RESULTADOS



Más información



<https://casap.science/>



casap@casap.science

Resultados de las predicciones

- El modelo de red convolucional y LSTM (Long Short-Term Memory) es capaz de aprender patrones complejos en los datos y tendencias en el comportamiento. Sin embargo, es un reto predecir valores exactos para cambios rápidos y bruscos en el tiempo.
- Es posible que el modelo no generalice correctamente a situaciones que difieren de las condiciones presentes en los datos de entrenamiento.
- Esto podría dar lugar a predicciones menos precisas en condiciones extremas o inusuales de picos de contaminación.

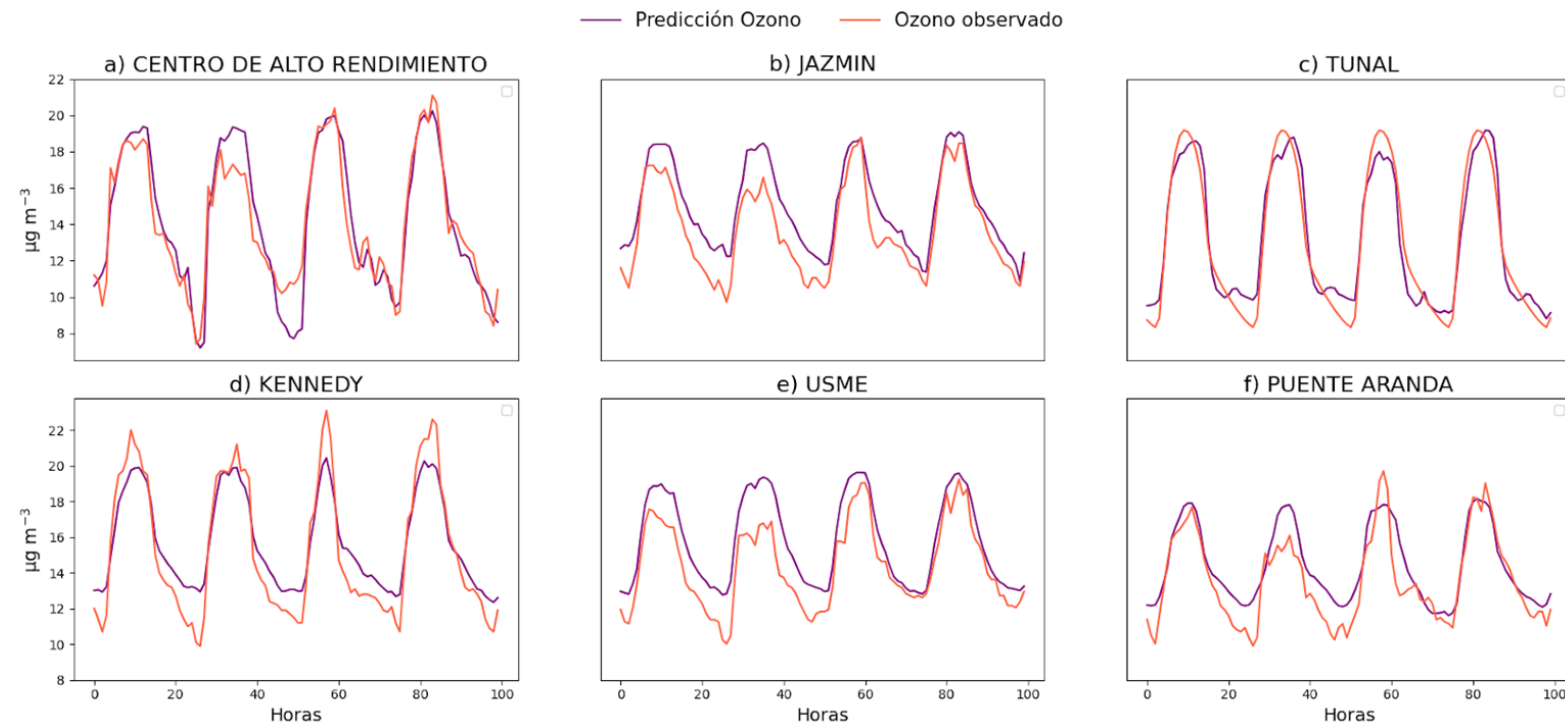
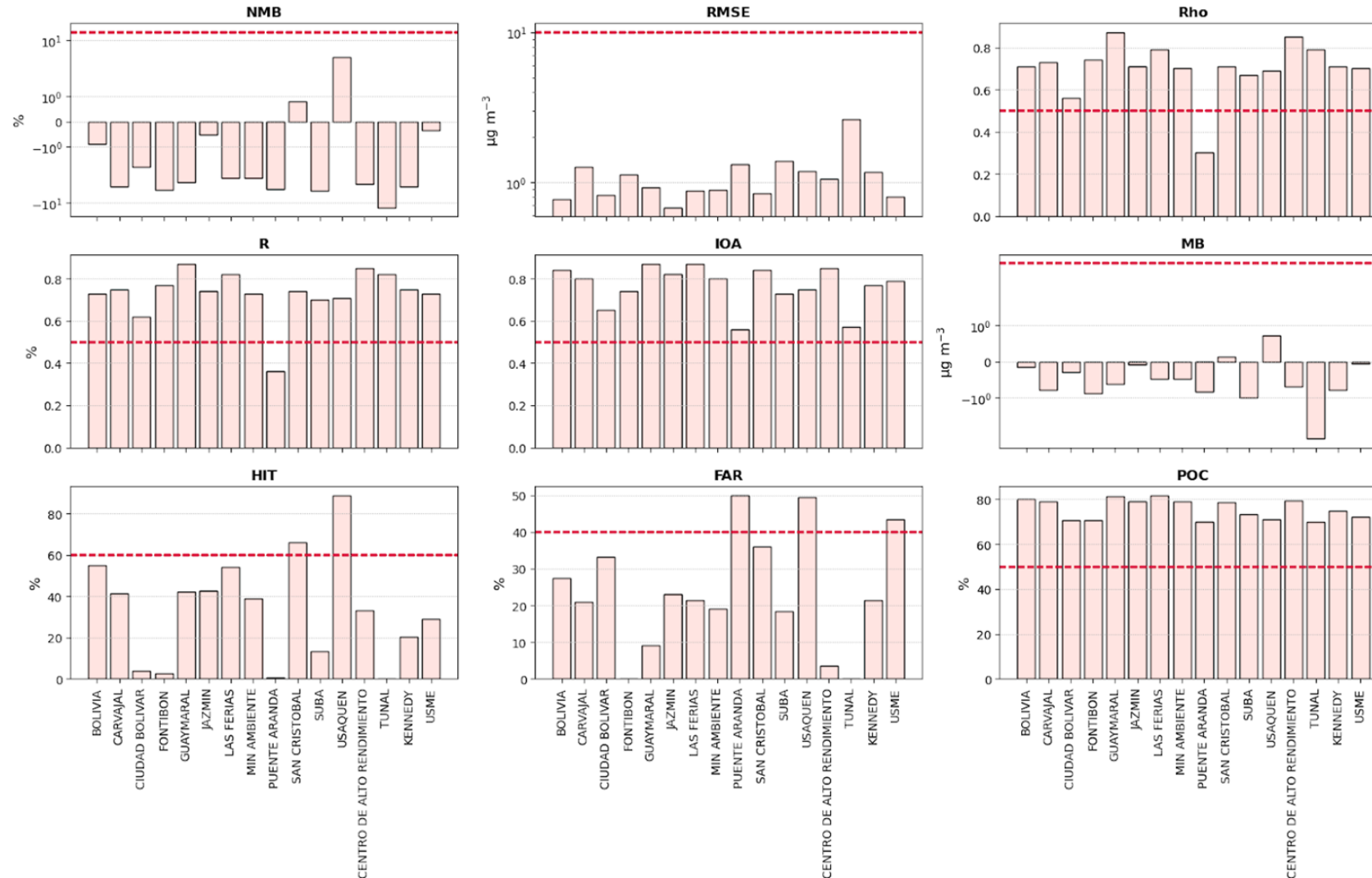


Figura. Predicción de ozono en cuatro estaciones

Validación del modelo



Criterios de evaluación

Errores	Excelente	Bien	Deficiente
Correlación	≥ 0.9	(0.9-0.5)	< 0.5
RMSE	< 10	(10-15)	> 15
IOA	(1-0.7)	(0.7-0.3)	(0.3-0)

Mogollón-Sotelo et al. (2021)

*Errors:

- Normalized Mean Bias (NMB)
- Root Mean Square Error (RMSE)
- Spearman's correlation coefficient (Rho)
- Correlation coefficients [®]
- Index Of Agreement (IOA)
- Mean Bias (MB)
- Hit Rate (HIT)
- False Alarm Rate (FAR)
- Proportion of Correctness (POC)

Riesgo Poblacional

Nivel de exposición	Resultado factor	Calificación
Alto	> 1.00	3
Medio	0,10- 1.00	2
Bajo	< 0,10	1

Tabla 1. Clasificación del riesgo para exposición.

Estación	Factor de exposición		Clasificación de riesgo por exposición	
	PM 2.5	O ₃	PM _{2.5}	O ₃
Carvajal	1.2552	0.3558	3	2
CDAR	0.6444	0.3638	2	2
Fontibón	0.7412	0.3326	2	1
Kennedy	1.0236	0.3522	3	2
Puente Aranda	0.738	0.3176	2	1
Suba	0.6932	0.3424	2	1
Tunal	0.7668	0.3328	2	1
Usaquén	0.5408	0.3532	2	2

Tabla 2. Resultados del cálculo de factor de exposición y clasificación de riesgo por exposición para cada estación de los contaminantes PM_{2.5} y O₃

Riesgo Poblacional

Poblaciones con el mayor riesgo en todas las zonas

Estaciones de monitoreo	Concentración PM _{2.5} (µg/m³)	Concentración de Ozono (µg/m³)	Riesgo (%) bebés		Riesgo (%) Niños		Riesgo (%) Jóvenes		Riesgo (%) Adultos		Riesgo (%) Adultos de la tercera edad	
			Femenino	Masculino	Femenino	Masculino	Femenino	Masculino	Femenino	Masculino	Femenino	Masculino
Carvajal	31.38	17.79	1.0962	0.0317898	3.56265	3.71925	7.9083	8.10405	10.37475	9.20025	1.99665	1.4094
Centro de alto rendimiento	16.11	18.19	0.40275	0.43497	1.09548	1.19214	2.98035	3.12534	4.47858	4.1886	1.19214	0.82161
Fontibón	19	16.63	0.48178	0.50031	1.50093	1.55652	3.72453	3.59482	5.28105	4.4472	1.05621	0.70414
Kennedy	26	17.61	0.71652	0.74211	2.32869	2.43105	5.16918	5.29713	6.78135	6.01365	1.30509	0.92124
Puente Aranda	18	15.88	0.5166	0.4797	1.38375	1.476	3.3948	3.7269	4.9815	4.66785	1.27305	0.8487
Suba	17	17.12	0.48524	0.5199	1.49038	1.5597	3.43134	3.37935	4.83507	4.03789	1.00514	0.67587
Tunal	19	16.64	0.69012	0.72846	1.85949	1.917	3.81483	4.06404	4.7925	4.50495	0.99684	0.72846
Usaquén	14	17.66	0.35152	0.36504	1.04104	1.05456	2.51472	2.366	3.9884	3.21776	1.06808	0.71656

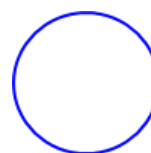
Tabla 3. Tabla riesgo poblacional por rango de edad por exposición a PM_{2.5} y O₃ para ocho estaciones de la Red de Monitoreo de Calidad del Aire de Bogotá - RMCAB



Zonas menor riesgo



Zonas mayor riesgo



Poblaciones % con alto riesgo



Poblaciones % con bajo riesgo



Conclusiones

- ❑ En Bogotá, la tendencia positiva en niveles de O_3 , más notable en los años 2020 y 2021, causa preocupación.
- ❑ En años posteriores a la pandemia, la quema de biomasa y el aumento del uso de motocicletas parecen haber favorecido la producción de O_3 .
- ❑ La validación del modelo convolucional + LSTM puede replicar bien el comportamiento del O_3 y se adapta a los cambios bruscos que ocurren en el tiempo, con algunas limitaciones.
- ❑ El modelo tiende a sobreestimar las concentraciones de ozono en los picos de concentración que ocurren a mediodía, en los momentos de mayor radiación.



Medellín, Colombia

CASAP X

CONGRESO COLOMBIANO Y
CONFERENCIA INTERNACIONAL
DE CALIDAD DE AIRE, CAMBIO CLIMÁTICO Y SALUD PÚBLICA



GRACIAS

Más información



<https://casap.science/>



casap@casap.science

Referencias

- ❑ Ballesteros-González, K., Sullivan, A., & Morales-Betancourt, R. (2020). Estimating the air quality and health impacts of biomass burning in northern South America using a chemical transport model. *Science of the Total Environment*. doi: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.139755>
- ❑ Casallas, A., Cabrera, A., Guevara-Luna, M-A., Tompkins, A., González, Y., Aranda, J., Belalcazar, L., Mogollon-Sotelo, C., Celis, N., Lopez-Barrera, E., Peña-Rincon, C., Ferro, C. (2024). Air pollution analysis in Northwestern South America: A new Lagrangian framework. *Science of The Total Environment*. doi: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.167350>
- ❑ Casallas, A., Castillo-Camacho, M., Sanchez, E., González, Y., Celis, N., Mendez-Espinosa, J., Belalcazar, L. & Ferro, C. (2023). Surface, Satellite Ozone Changes in Northern South America During Low Anthropogenic Emission Conditions: A Machine Learning Approach. SSRN. doi: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4016140>
- ❑ Celis, N., Casallas, A., López, E., Martínez, H., Peña, C., Arenas, R., & Ferro, C. (2022). Design of an early alert system for PM2.5 through a stochastic method and machine learning models. *Environmental Science & Policy*, vol. 127. doi:<https://doi.org/10.1016/j.envsci.2021.10.030>



Contactos

- ❑ nyrojasr@unal.edu.co
- ❑ dgarciami@unal.edu.co
- ❑ jbustosq@unal.edu.co
- ❑ alcasallasg@unal.edu.co