

# Caracterización Geoespacial del COVID-19 en Antioquia

Alvin Garcia Chaves  
Especialización en Analítica

# Objetivo

Este proyecto busca caracterizar la distribución espacial y el comportamiento de la Tasa de Fatalidad (*CFR*) en casos confirmados de COVID-19 en los municipios de Antioquia, mediante un análisis geoespacial.

# Introducción

La pandemia de Coronavirus (COVID-19), causada por el SARS-CoV-2, inició a finales de 2019 en Wuhan, China.

Declarada pandemia por la OMS en marzo de 2020 debido a su largo período de incubación, alta infectividad y dificultad de detección.

El Análisis Geoespacial y los SIG han sido herramientas indispensables para comprender la dinámica del COVID-19, informar la toma de decisiones y facilitar la respuesta global a la pandemia.

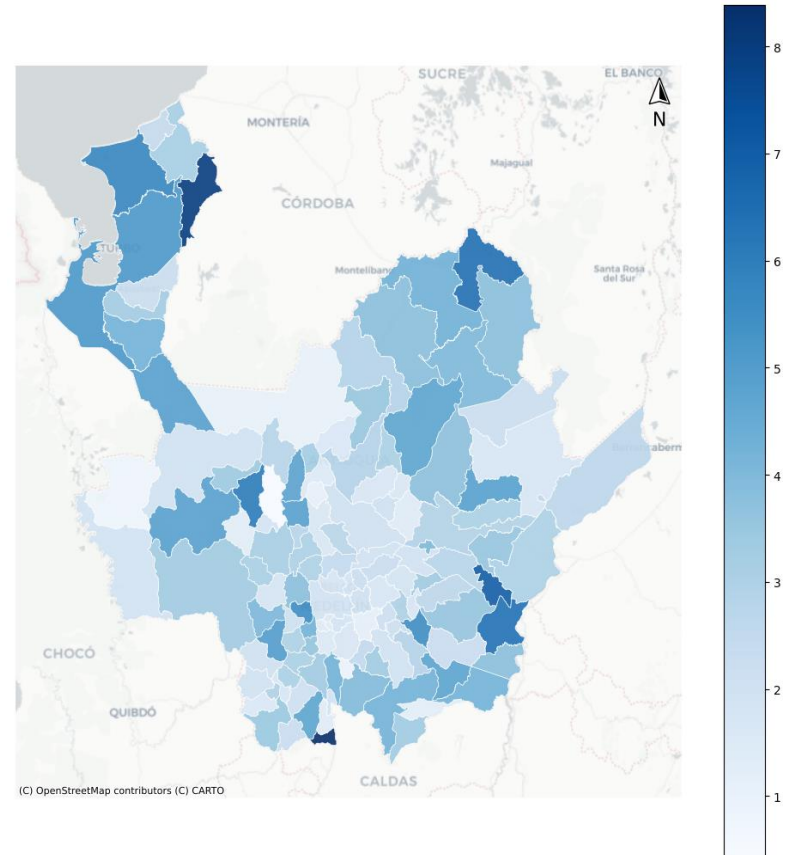
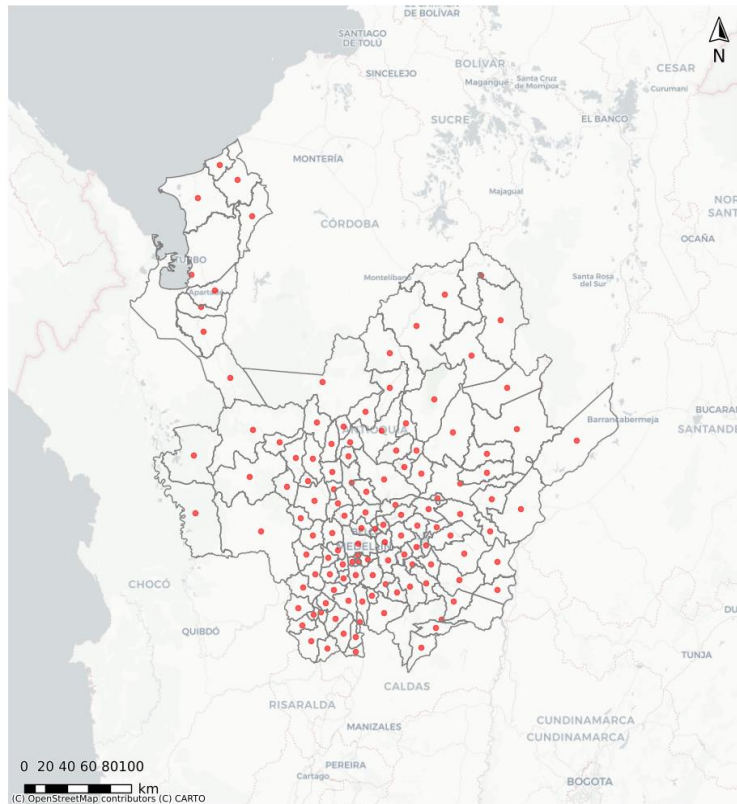
Varios estudios se han centrado en variables objetivo como el número de casos confirmados, la incidencia acumulada, el riesgo de mortalidad y patrones de agrupación espacial entre otros.

Algunas de las variables predictivas más utilizadas:

- factores socioeconómicos y demográficos
- factores de movilidad y contacto
- factores ambientales y climáticos
- factores de salud y comorbilidades
- Implementación de políticas de control como confinamientos.

# Datos & Metodología

# Localización, distribución y frecuencia de datos



# Variables

Las variables predictoras consideradas para este estudio son:

- Area del municipio
- Altitud media
- Temperatura media anual
- Humedad Relativa media anual
- Índice de Urbanización
- Densidad poblacional

La variable objetivo corresponde a la *Tasa o Razón de Letalidad* (CFR, por sus siglas en inglés Case Fatality Rate)

$$CFR = \frac{\text{No. de muertes por la enfermedad}}{\text{No. de muertes por la enfermedad} + \text{No. de casos recuperados de la enfermedad}} \times 100$$

# Fuentes de Datos

La información demográfica y de casos positivos de personas con COVID-19, proviene del Instituto Nacional de Salud Colombia y los datos de población de los municipios de Antioquia provienen del DANE, ambos datasets están publicados en el portal Datos Abiertos Colombia.

Los datos de **altitud media**, **temperatura media anual** y **humedad relativa media anual** de los municipios de Antioquia se obtuvieron de Google Earth Engine:

- **NASA SRTM Digital Elevation 30m.**
- **WorldClim BIO Variables V1.**
- **ERA5-Land Monthly - ECMWF Climate Reanalysis.**

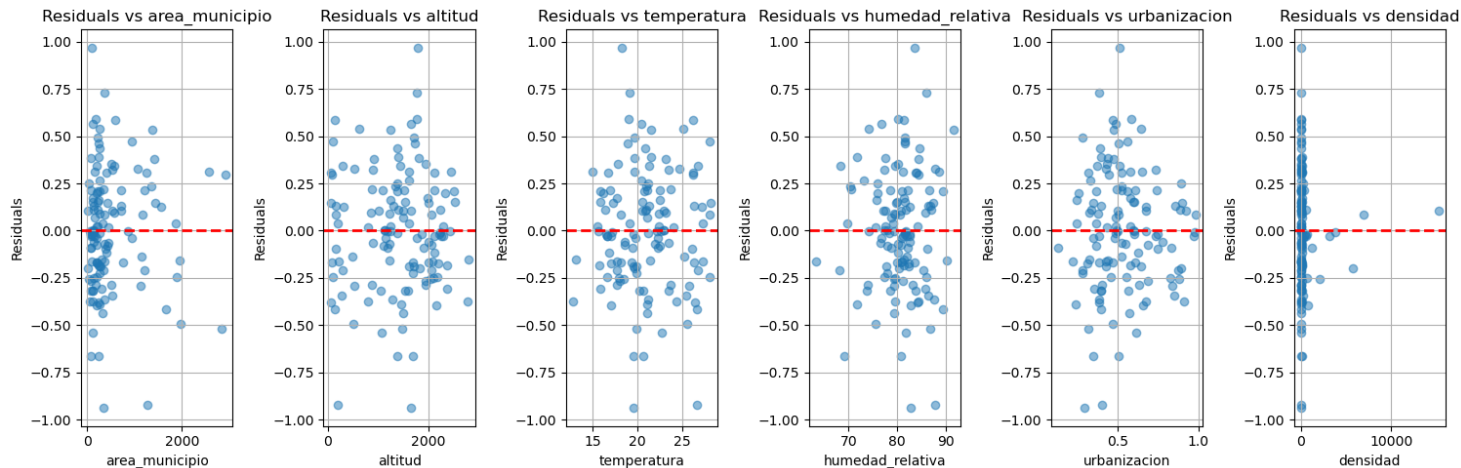


# Resultados

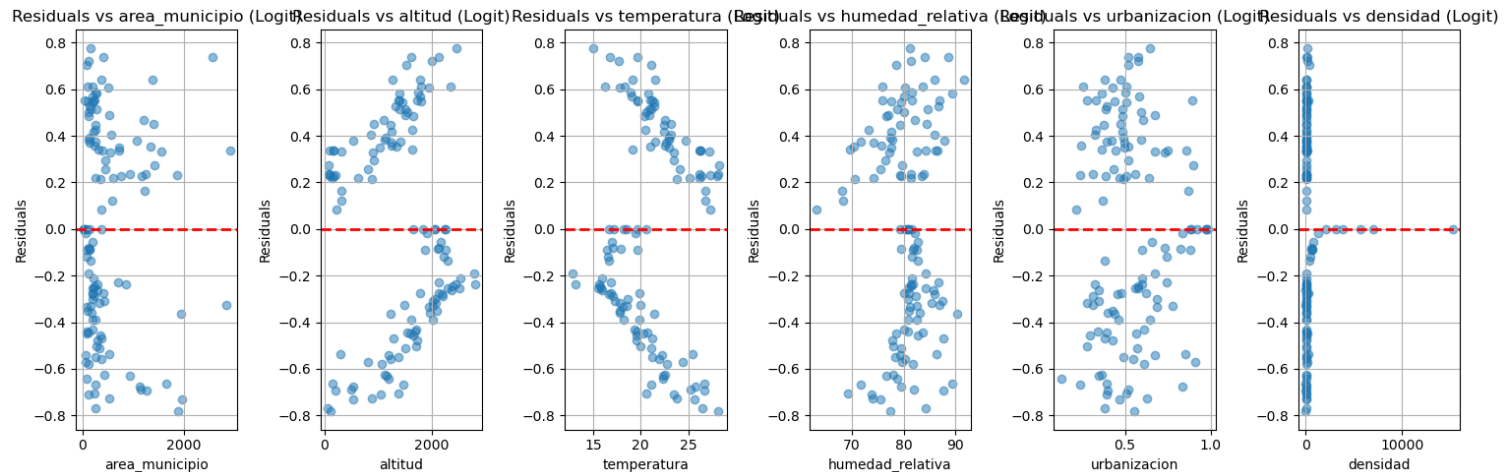
# Tabla comparativa de los GML

Modelo	$R^2$ /Pseudo $R^2$	Variables Predictivas ( $p < 0.05$ )
OLS	0.199	Ninguna
Logit	0.1701	Ninguna
Poisson	0.545	Altitud, Temperatura, HR
Binomial Negativo	0.03499	Ninguna

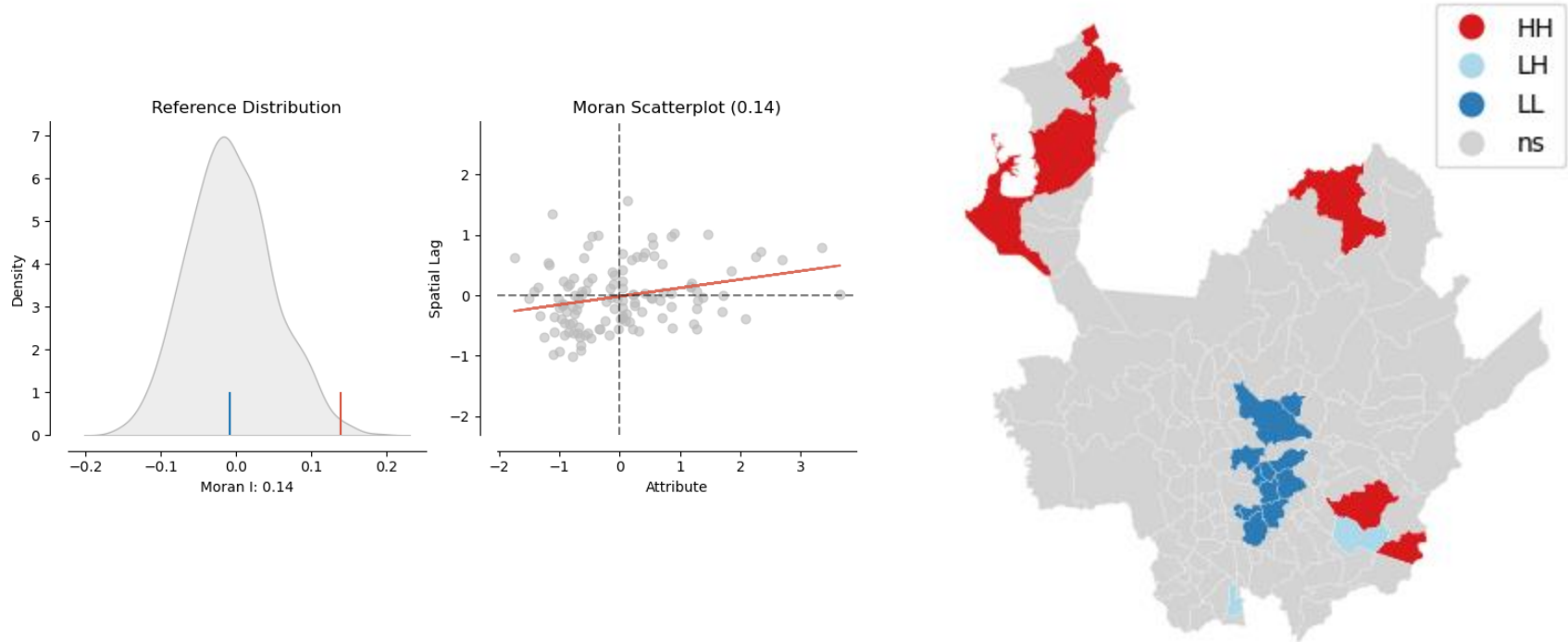
# Graficas Valores Residuales OLS



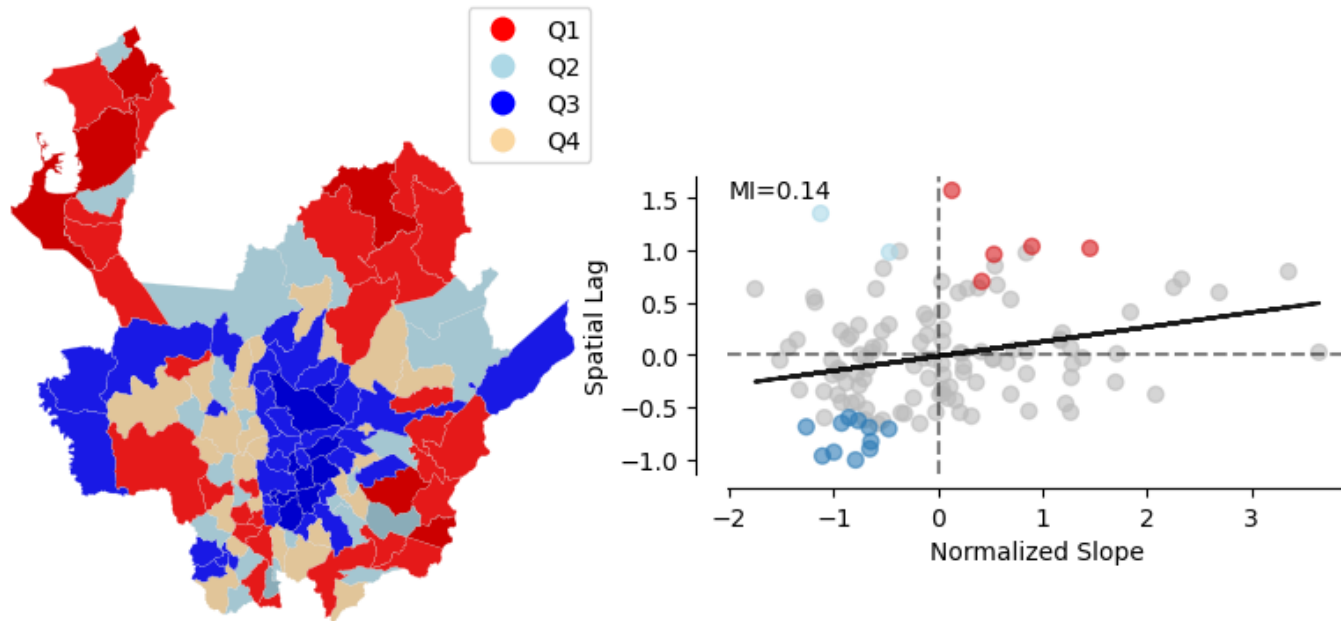
# Graficas Valores Residuales Logit



# Autocorrelación Espacial (Queen)



# Autocorrelación Espacial (Queen)



# Modelos SAR vs GWR

Modelo	Pseudo R <sup>2</sup> / R <sup>2</sup>	AIC / AICc	Variable Predictiva (P<0.05)
SLX	0.2723	-695.553	Densidad, Altitud, Temperatura
SEM	0.2458	-704.025	Densidad, Altitud, Temperatura
SAR	0.2504	N/D	Densidad
GWR	0.197	81.277	Densidad, Altitud
MGWR	0.205	82.192	Densidad, Altitud

# Resultados del modelo SEM

## REGRESSION RESULTS

### SUMMARY OF OUTPUT: ML SPATIAL ERROR (METHOD = full)

```
Data set           : unknown
Weights matrix     : unknown
Dependent Variable : log_density_cfr_rec
Mean dependent var : 0.0146
S.D. dependent var : 0.0161
Pseudo R-squared   : 0.2458
Log likelihood      : 358.0124
Sigma-square ML     : 0.0002
S.E of regression  : 0.0137

Number of Observations: 125
Number of Variables   : 6
Degrees of Freedom    : 119
Akaike info criterion : -704.025
Schwarz criterion     : -687.055
```

Variable	Coefficient	Std.Error	z-Statistic	Probability
CONSTANT	-0.13108	0.09551	-1.37239	0.16994
altitud	0.00003	0.00001	2.16836	0.03013
temperatura	0.00561	0.00289	1.94133	0.05222
humedad_relativa	-0.00026	0.00034	-0.74815	0.45437
urbanizacion	0.00879	0.00733	1.19882	0.23060
densidad	0.00000	0.00000	3.18338	0.00146
lambda	0.05508	0.02323	2.37076	0.01775

===== END OF REPORT =====



# Conclusiones

- **SEM** es el modelo más robusto, al considerar dependencias espaciales específicas y errores espaciales.
- **OLS** aunque alcanza el mayor  $R^2$  (0.2723; Ajustado: 0.2085), su validez se ve comprometida por multicolinealidad ( $cn > 30$ ), errores no normales y heterocedasticidad ( $p\text{-value} = 0.000$ ).
- **MGWR ( $R^2 = 0.205$ )** mejora marginalmente sobre **GWR ( $R^2 = 0.197$ )**, con mejor AIC (82.192 vs. 82.234), gracias al uso de anchos de banda variables.
- La Densidad poblacional y la Altitud resultaron ser predictores adecuados, mientras que variables como la humedad relativa y la urbanización no mostraron efectos significativos.

- El modelo no está incluyendo algunas variables explícitas que puedan explicar adecuadamente la variabilidad del CFR.
- Varios estudios han buscado correlaciones entre factores climáticos (temperatura, humedad, latitud) y la propagación de COVID-19. Mientras que algunos estudios como el de (Sajadi et al., 2020; Wang et al., 2020) sugiere que "las altas temperaturas y la alta humedad relativa parecían reducir la transmisión del virus". Otros trabajos como el de (Mollalo et al., 2020; Baker et al., 2020) concluyen que "aunque el clima y la geografía son factores que pueden modular la transmisión del COVID-19, estos no son factores determinantes en la trayectoria de la pandemia" (Franch-Pardo et al., 2020, p. 8).

# Referencias

- Adelaide Yeboah Forkuo, Tunde Victor Nihi, Opeyemi Olaoluwa Ojo, Collins Nwannebuike Nwokedi, & Olakunle Saheed Soyeye. (2025). A conceptual model for geospatial analytics in disease surveillance and epidemiological forecasting. *International Medical Science Research Journal*, 5(2), 30–57. <https://doi.org/10.51594/imsrj.v5i2.1831>
- Bherwani, H., Anjum, S., Kumar, S., Gautam, S., Gupta, A., Kumbhare, H., Anshul, A., & Kumar, R. (2021). Understanding COVID-19 transmission through Bayesian probabilistic modeling and GIS-based Voronoi approach: a policy perspective. *Environment, Development and Sustainability*, 23(4), 5846–5864. <https://doi.org/10.1007/s10668-020-00849-0>
- Chaparro-Narváez, P. E. (2021). *Boletín Técnico Interactivo Mortalidad por COVID-19 en Colombia*. 2021.
- Chatterjee, P., Tiwari, M. K., Chakraborty, S., & Yazdani, M. (n.d.-a). *Disruptive Technologies and Digital Transformations for Society 5.0 Series Editors*. <https://link.springer.com/bookseries/16676>
- Chen, Y., Jiang, N., Cao, Y., Yang, Z., & Zhao, X. (2021). Visual method of analyzing COVID-19 case information using spatio-temporal objects with multi-granularity. *Journal of Geographical Sciences*, 31(7), 1059–1081. <https://doi.org/10.1007/s11442-021-1885-1>
- Cuomo, R. E., Purushothaman, V., Li, J., Cai, M., & Mackey, T. K. (2020). Sub-national longitudinal and geospatial analysis of COVID-19 tweets. *PLoS ONE*, 15(10 October). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0241330>
- Das, P., Igoe, M., Lenhart, S., Luong, L., Lanzas, C., Lloyd, A. L., & Odoi, A. (2022). Geographic disparities and determinants of COVID-19 incidence risk in the greater St. Louis Area, Missouri (United States). *PLoS ONE*, 17(9 September). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0274899>
- Díaz Pinzón, J. E. (2020). Estimación de la prevalencia del COVID-19 en Colombia. *Revista Repertorio de Medicina y Cirugía*, 99–102. <https://doi.org/10.31260/repertmedcir.01217372.1115>
- Dutta, I., Basu, T., & Das, A. (2021). Spatial analysis of COVID-19 incidence and its determinants using spatial modeling: A study on India. *Environmental Challenges*, 4. <https://doi.org/10.1016/j.envc.2021.100096>
- Franch-Pardo, I., Napoletano, B. M., Rosete-Verges, F., & Billa, L. (2020). Spatial analysis and GIS in the study of COVID-19. A review. *Science of the Total Environment*, 739. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.140033>