



Modelos de interpolación espacial para los movimientos sísmicos del Perú

Luis A. Rubio Jacobo^{1*}, Enrique Ipanaque Centeno¹, Yerlin Nicole Rosas Reyes², Claudio Fernando Julián Rodríguez²

¹Departamento de Estadística, Universidad Nacional de Trujillo, UNT. La Libertad-Perú.

²Escuela Académico Profesional de Estadística, Universidad Nacional de Trujillo, UNT. La Libertad-Perú.

Resumen

El presente estudio tuvo como objetivo analizar la estructura espacial de los movimientos sísmicos en el Perú durante el periodo 2020–2023 mediante la aplicación de modelos geoestadísticos de interpolación espacial. Se utilizaron 2602 registros sísmicos provenientes del Instituto Geofísico del Perú (IGP), considerando variables como latitud, longitud y magnitud. Se construyó el semivariograma empírico y se ajustaron distintos modelos teóricos (Exponencial, Gaussiano, Esférico, Matern, Stein y Bessel) para identificar cuál ofrecía el mejor ajuste. La validación se realizó con indicadores como la suma de cuadrados del error (RMSE) y el coeficiente de determinación (R^2). Los resultados mostraron que los modelos Matern y Exponencial presentaron el mejor desempeño, siendo el modelo Matern el más adecuado para representar la estructura espacial de la magnitud sísmica. Finalmente, se aplicó la técnica de Kriging ordinario para generar mapas predictivos de la distribución sísmica en el país, contribuyendo con información relevante para la planificación y gestión del riesgo sísmico.

Palabras claves: Interpolación, interpolación espacial, semivariograma, modelos teóricos de interpolación, regresión kriging ordinario.

Abstract

The present study aimed to analyze the spatial structure of seismic movements in Peru during the period 2020-2023 by applying geostatistical spatial interpolation models. A total of 2602 seismic records from the Instituto Geofísico del Perú (IGP) were used, considering variables such as latitude, longitude and magnitude. The empirical semivariogram was constructed and different theoretical models (Exponential, Gaussian, Spherical, Spherical, Matern, Stein and Bessel) were adjusted to identify which offered the best fit. Validation was performed using indicators such as the sum of weighted squares (RMSE) and the coefficient of determination (R^2). The results showed that the Matern and Exponential models presented the best performance, being the Matern model the most adequate to represent the spatial structure of the seismic magnitude. Finally, the Ordinary Kriging technique was applied to generate predictive maps of the seismic distribution in the country, contributing with relevant information for seismic risk planning and management.

Key words: Interpolation, spatial interpolation, semivariogram, teoric interpolation models, ordinary kriging regression.

*lrubio@unitru.edu.pe (L. Rubio)

1. Introducción

La interpolación espacial permite transformar datos puntuales en representaciones continuas del espacio geográfico. No obstante, su efectividad puede verse limitada por la densidad y distribución de los puntos de muestreo, ya que contar con un número adecuado de observaciones influye directamente en la fidelidad de las superficies generadas (Johnston et al., 2001). Su aplicación depende del tipo de variable a estudiar, los costos involucrados y la accesibilidad a los datos, factores que determinan su utilidad. La calidad del resultado también está condicionada por la estructura espacial subyacente: una mayor correlación espacial entre observaciones mejora la exactitud de la interpolación (Kravchenko, 2003).

Según Burrough y McDonnell (1998), este proceso implica estimar el valor de una variable en ubicaciones no muestradas a partir de un conjunto de datos georreferenciados. Si bien se habla de "interpolación" al referirse a predicciones dentro del rango de observaciones, el término "extrapolación" se utiliza cuando se hacen estimaciones fuera de dicho alcance. En este contexto, los Sistemas de Información Geográfica (SIG) desempeñan un papel esencial al permitir la construcción de mapas continuos a partir de datos limitados, facilitando su incorporación en modelos espaciales y decisiones basadas en evidencia.

Dentro de las metodologías disponibles, la geoestadística ofrece herramientas robustas, como el Kriging, que aunque potente, ha sido criticado por la subjetividad en la construcción del semivariograma (Kravchenko y Bullock, 1999; Bello-Pineda y Hernández-Stefanoni, 2007). Existen opciones más sencillas como la interpolación por distancia inversa, que evita el uso de medidas de autocorrelación y resulta más directa (Burrough y McDonnell, 1998).

Estas técnicas estiman valores en ubicaciones no observadas utilizando funciones de autocorrelación espacial, como los semivariogramas, que representan gráficamente la relación entre la distancia y la similitud entre puntos (Robertson, 1987; Isaaks y Srivastava, 1989). El Kriging destaca por integrar esta relación en su cálculo, aportando no solo una estimación del valor sino también una medida de la incertidumbre asociada (Webster y Oliver, 2001).

Los métodos de interpolación pueden organizarse en globales y locales. Los globales utilizan todos los datos disponibles para hacer predicciones en el área de estudio, mientras que los locales se limitan a observaciones cercanas al punto de interés. Asimismo, se diferencian en determinísticos y estocásticos: los primeros ofrecen una estimación única sin error asociado, y los segundos incorporan una medida de precisión (Burrough y McDonnell, 1998). Los modelos globales, como los de clasificación y tendencia, permiten obtener superficies continuas del atributo analizado. La interpolación por clasificación agrupa datos en clases y estima valores medios para cada grupo. Sin embargo, esta técnica puede ocultar variabilidad interna y asumir independencia espacial dentro de las clases. Por otro lado, la técnica de tendencia aplica funciones polinómicas para representar gradientes suaves del atributo en el espacio, a través del ajuste por regresión múltiple con base en coordenadas geográficas. Este método requiere cumplir ciertos supuestos estadísticos, como la linealidad del modelo y la distribución normal de los errores.

Los métodos locales aplican la estimación en regiones acotadas dentro del conjunto de datos, lo que permite capturar mejor la variabilidad espacial específica. El proceso

incluye definir la vecindad, seleccionar puntos relevantes, aplicar una función de ajuste y finalmente generar la superficie interpolada.

El Kriging es uno de los métodos más utilizados debido a que incorpora explícitamente la autocorrelación espacial en su estimación. Fue concebido inicialmente por D.G. Krige y más tarde formalizado por G. Matheron. Su versatilidad ha permitido su aplicación en diversas disciplinas, incluyendo agricultura, geología y acústica ambiental, donde se utiliza para modelar patrones espaciales complejos y estimar la variabilidad de forma probabilística.

Una pieza clave del Kriging es el semivariograma, que mide cómo varía la similitud entre observaciones con la distancia. La curva resultante permite identificar patrones como el rango de dependencia, la varianza total (*sill*) y la varianza no explicada (*nugget*). Estos elementos se utilizan para ajustar un modelo teórico del semivariograma, que luego se aplica en la interpolación. Entre los modelos más frecuentes están el esférico, exponencial, gaussiano y lineal, cada uno con características que se adaptan a distintas formas de variación espacial (Isaaks y Srivastava, 1989).

Cuando la variabilidad cambia con la dirección, se habla de anisotropía. En estos casos, se usan semivariogramas direccionales para capturar esta complejidad.

La validación de los modelos de interpolación se realiza comparando los valores estimados con los observados. Esto puede hacerse mediante validación cruzada, retirando sucesivamente cada punto para estimarlo a partir del resto del conjunto. Las métricas más comunes para evaluar el desempeño incluyen el coeficiente de determinación (R^2), el error medio absoluto (MAE), la raíz del error cuadrático medio (RMSE) y la suma de cuadrados medios ponderada (SCMp). Cada una ofrece diferentes perspectivas sobre la precisión y la robustez de las predicciones.

Dado que el Perú se ubica en una región con elevada actividad sísmica, resulta crucial contar con herramientas que permitan anticipar los posibles efectos de estos eventos. El análisis espacial de los sismos permite estimar la aceleración sísmica probable en distintos puntos del territorio, contribuyendo así a una mejor planificación y gestión del riesgo (Castillo y Alva, 1993). Esta investigación tuvo como objetivo determinar el modelo de interpolación más adecuado para estimar los patrones sísmicos en zonas sin registro, evaluando su impacto potencial desde una perspectiva ambiental, social y económica.

Para llevar a cabo predicciones, el semivariograma experimental debe transformarse en uno teórico mediante el ajuste a un modelo estadístico. Los modelos teóricos poseen parámetros como la varianza total (también llamada *sill*), que corresponde al valor al cual la semivarianza tiende a estabilizarse. Esta se descompone en dos partes: una asociada a la dependencia espacial y otra que representa la variabilidad aleatoria, conocida como *nugget*, la cual incluye tanto errores de medición como variación a escalas menores que la mínima distancia entre puntos de muestreo. Por otro lado, el **rango** representa la distancia máxima hasta la cual existe dependencia espacial (Isaaks y Srivastava, 1989; Burrough y McDonnell, 1998).

Los parámetros de los modelos teóricos de semivariograma se obtienen mediante técnicas matemáticas, ajustando modelos funcionales que relacionan la distancia entre puntos con la semivarianza. Entre los modelos más utilizados se encuentran el esférico, exponencial, gaussiano y lineal. El modelo esférico presenta un incremento casi lineal hasta

alcanzar un umbral, donde se estabiliza, siendo útil cuando el variograma tiene una forma clásica. El modelo exponencial, en cambio, se aproxima asintóticamente al sill y tiene un crecimiento rápido cercano al origen, siendo común en datos con estructura espacial gradual. El modelo gaussiano se ajusta mejor cuando el efecto nugget es pequeño en comparación con la variación estructural. El modelo lineal, por su parte, se aplica cuando no se observa una varianza límite definida en el área de estudio. Estos modelos suelen asumir isotropía, es decir, que la variabilidad espacial es igual en todas las direcciones. Sin embargo, si esta varía según la dirección, se utilizan semivariogramas **anisotrópicos**, que consideran tanto la distancia como el ángulo (Isaaks y Srivastava, 1989).

La calidad de una técnica de interpolación puede evaluarse comparando los valores estimados con los valores reales, utilizando dos enfoques principales: uno consiste en dividir los datos en un conjunto para interpolar y otro para validar; el otro emplea la validación cruzada tipo *leave-one-out*, en la que se elimina un punto a la vez y se estima su valor con los datos restantes. Luego, se compara la estimación con el valor observado (Isaaks y Srivastava, 1989; Webster y Oliver, 2001).

Entre los indicadores más usados para comparar los métodos de interpolación están: el coeficiente de determinación (R^2), el error medio absoluto (MAE), la suma de cuadrados medios ponderados (SCMp) y la raíz del error cuadrático medio (RMSE). La SCMp mide el grado de error promedio, pero puede subestimar debido a la cancelación de errores opuestos. El MAE indica el tamaño medio del error, siendo más intuitivo. El RMSE penaliza más fuertemente los errores grandes, por lo que es considerado un indicador más conservador.

El Perú es una de las zonas con mayor actividad sísmica a nivel global, lo que implica un alto riesgo para la población y la infraestructura. Por tanto, es esencial realizar estudios que permitan anticipar el comportamiento de los sismos y planificar acciones de mitigación. Una alternativa es el análisis del peligro sísmico utilizando modelos probabilísticos para estimar posibles aceleraciones en ubicaciones específicas (Castillo y Alva, 1993).

Este estudio se justifica porque permitió identificar, estimar y validar el modelo de interpolación espacial más adecuado para representar los movimientos sísmicos en el Perú, incluso en zonas donde no se han registrado eventos. Esta información es clave por su impacto ambiental, social y económico. Los objetivos fueron describir la distribución espacial de los sismos, ajustar modelos teóricos adecuados a esta estructura y validar el modelo más preciso para el periodo 2020–2023.

2. Metodología

La investigación tuvo un enfoque exploratorio, descriptivo y longitudinal. Se trabajó con los datos proporcionados por el Instituto Geofísico del Perú (IGP), específicamente con los eventos sísmicos registrados entre 2020 y 2023. La población consistió en todos los sismos registrados en territorio peruano, georreferenciados por latitud y longitud. La muestra incluyó 2,602 registros: 808 de 2020, 834 de 2021, 497 de 2022 y 463 de 2023. Además, se usaron archivos shapefile de mapas geoespaciales provistos gratuitamente por la empresa GEO GPS PERÚ EIRL. Los datos fueron recolectados por el Centro Sismológico Nacional (CENSIS), a través de sensores distribuidos por todo el país.

Las variables consideradas en la presente investigación son las siguientes:

Tabla 1. Variables consideradas en el estudio

Variables	Definición
X1: Latitud	Los paralelos son líneas imaginarias trazadas de forma horizontal sobre la superficie terrestre que se ubican tanto al norte como al sur de la línea ecuatorial. Inician en los 0° sobre el ecuador y se extienden progresivamente hasta los 90° en dirección a los polos, permitiendo así ubicar un punto desde 0° hasta 90° en el hemisferio norte o en el hemisferio sur.
X2: Longitud	Por su parte, los meridianos son líneas imaginarias verticales que parten del meridiano de Greenwich, considerado como el meridiano base. A partir de este se cuentan grados hacia el este y hacia el oeste hasta alcanzar los 180° , definiendo así la longitud geográfica.
X3: Magnitud	Mide el total de la energía liberada en el foco sísmico. Medida con escala de magnitud sísmica de Richter Magnitud Local (ML). Categorías: (Instituto Geofísico del Perú, 2014) <ul style="list-style-type: none"> • Menos de 4.5. (Generalmente no se siente, pero es registrado) • 4.5 – 6.0 (Ocasiona daños ligeros) • Mayor de 6.0 (Gran terremoto. Destrucción total).

Se analizaron diversos métodos de interpolación: polígonos de Thiessen, triangulación, vecinos naturales, inverso de la distancia, superficies de tendencia, ajustes polinomiales y, principalmente, Kriging, considerado el más robusto en geoestadística. Kriging permite no solo predecir el valor de la variable, sino también estimar el error de predicción, ofreciendo una medida de incertidumbre (Isaaks y Srivastava, 1989; Webster y Oliver, 2001).

Se elaboró el semivariograma empírico y se ajustaron modelos teóricos como el esférico, exponencial, gaussiano, Bessel, Stein y Matérn. Para evaluar la precisión del modelo Kriging se aplicó validación cruzada leave-one-out (LOOCV), que elimina cada punto de forma iterativa para estimar su valor a partir de los demás. Las métricas obtenidas (RMSE y R^2) permitieron evaluar el ajuste. En geoestadística, el semivariograma permite conocer la relación espacial de una variable, revelando hasta qué distancia un punto influye sobre otro.

El análisis fue realizado en RStudio 4.2, utilizando archivos cartográficos en formato shapefile a escala departamental del Perú

3. Resultados

3.1 Evaluación de la estructura de los movimientos sísmicos del Perú, periodo 2020-2023

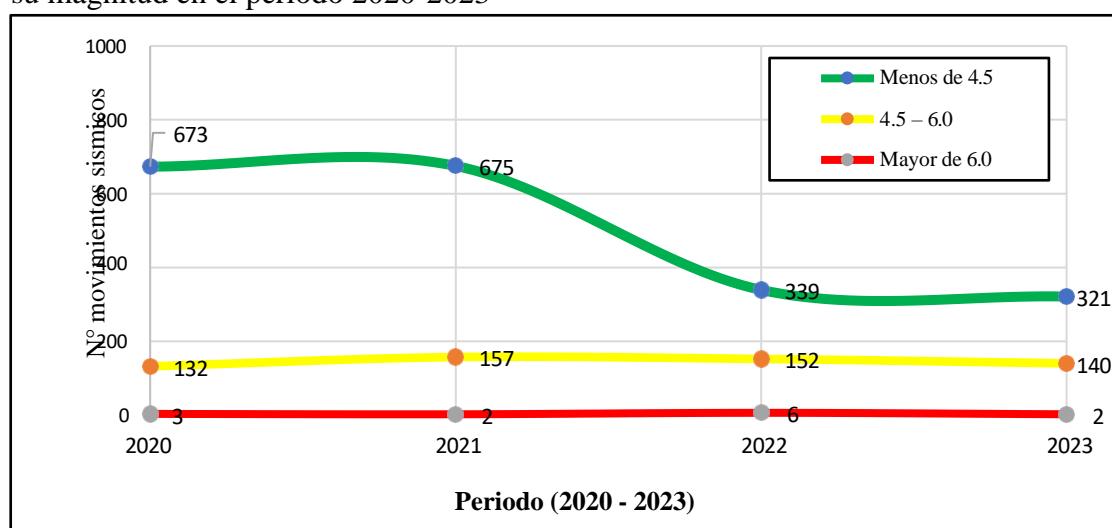
Tabla 2

Número de movimientos sísmicos según categorías, en función a su magnitud en el periodo 2020-2023

Variable	Total (%)	Periodo (2018 – 2023)			
		2020	2021	2022	2023
X1: Magnitud	2602 (100)	808 (31)	834 (32)	497 (19)	463 (18)
• Menos de 4.5	2008	673	675	339	321
• 4.5 – 6.0	851	132	157	152	140
• Mayor de 6.0	13	3	2	6	2

Figura 1

Comportamiento del número de movimientos sísmicos según categorías, en función a su magnitud en el periodo 2020-2023



En la evaluación de la estructura de los movimientos sísmicos del Perú en el periodo 2020-2023 observamos que este periodo hubo 2002 movimientos sísmicos a lo largo y ancho del nuestro territorio peruano, de los cuales en el año 2020 se realizaron 808 movimientos, en el 2021 aumentó a 821, luego en el año 2022 disminuyó a 497 y finalmente en el 2023 solo se realizaron 463 movimientos sísmicos. En cuanto a su magnitud sísmica, la mayoría de ellas están en la categoría menos de 4.5 ML (2008 movimientos sísmicos) y solamente 13 movimientos sísmicos superaron los 6.0 ML. En el año 2020, 3 de ellos fueron mayores de 6.0 ML, 2 en el año 2021, 6 en el año 2022 y 2 en el año 2023.

En la Figura 1 apreciamos el comportamiento de la totalidad de los movimientos sísmicos distribuidos en las tres regiones del Perú, donde se aprecia un mayor desenlace a

lo largo de nuestro país. En las tres regiones, especialmente en la zona sur de nuestro país, con una predominancia de movimientos sísmicos con una magnitud menor a 4 ML. Aquí también apreciamos el semivariograma empírico generado por la totalidad de los datos. Se observa este comportamiento descendiente de los movimientos sísmicos según su magnitud menos de 4.5 ML en este periodo de estudio.

En lo que respecta al comportamiento espacial de movimientos sísmicos según categorías, en función a su magnitud en el periodo 2020-2023 del Perú, esta se presenta en la Figura 2. En lo que respecta a la Figura (2-a) se observa el mapa temático de los movimientos sísmicos ocurridos en todo el periodo 2020-2023 según la categorización del Instituto Geofísico del Perú (IGP); en la Figura (2-b) observamos el grafico de cajas y bigote en base a la categorización de la magnitud sísmica y en la Figura (2-c) observamos el semivariograma empírico generada por los datos de magnitud de este periodo.

Figura 2

Comportamiento espacial de movimientos sísmicos según categorías, en función a su magnitud en el periodo 2020-2023. Perú

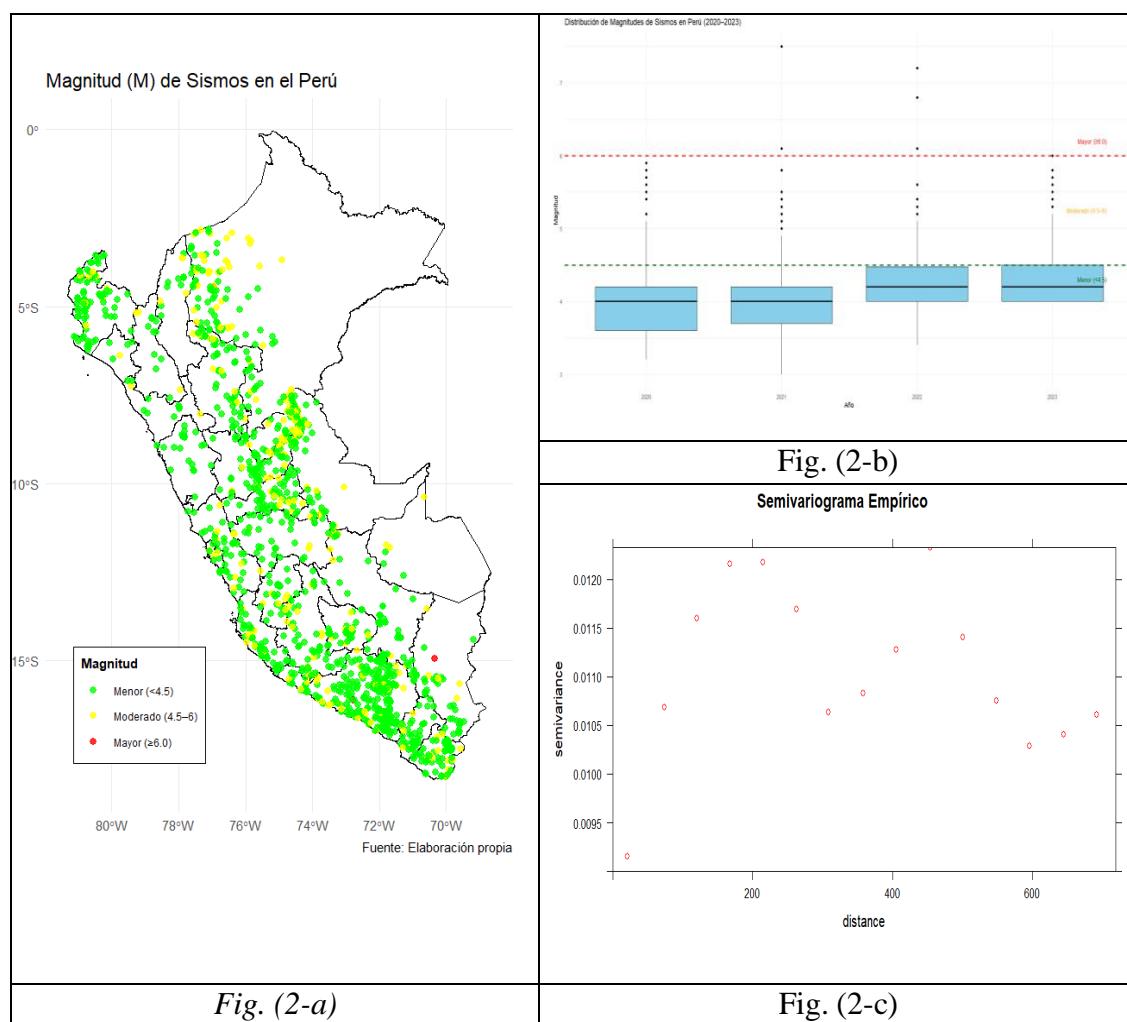
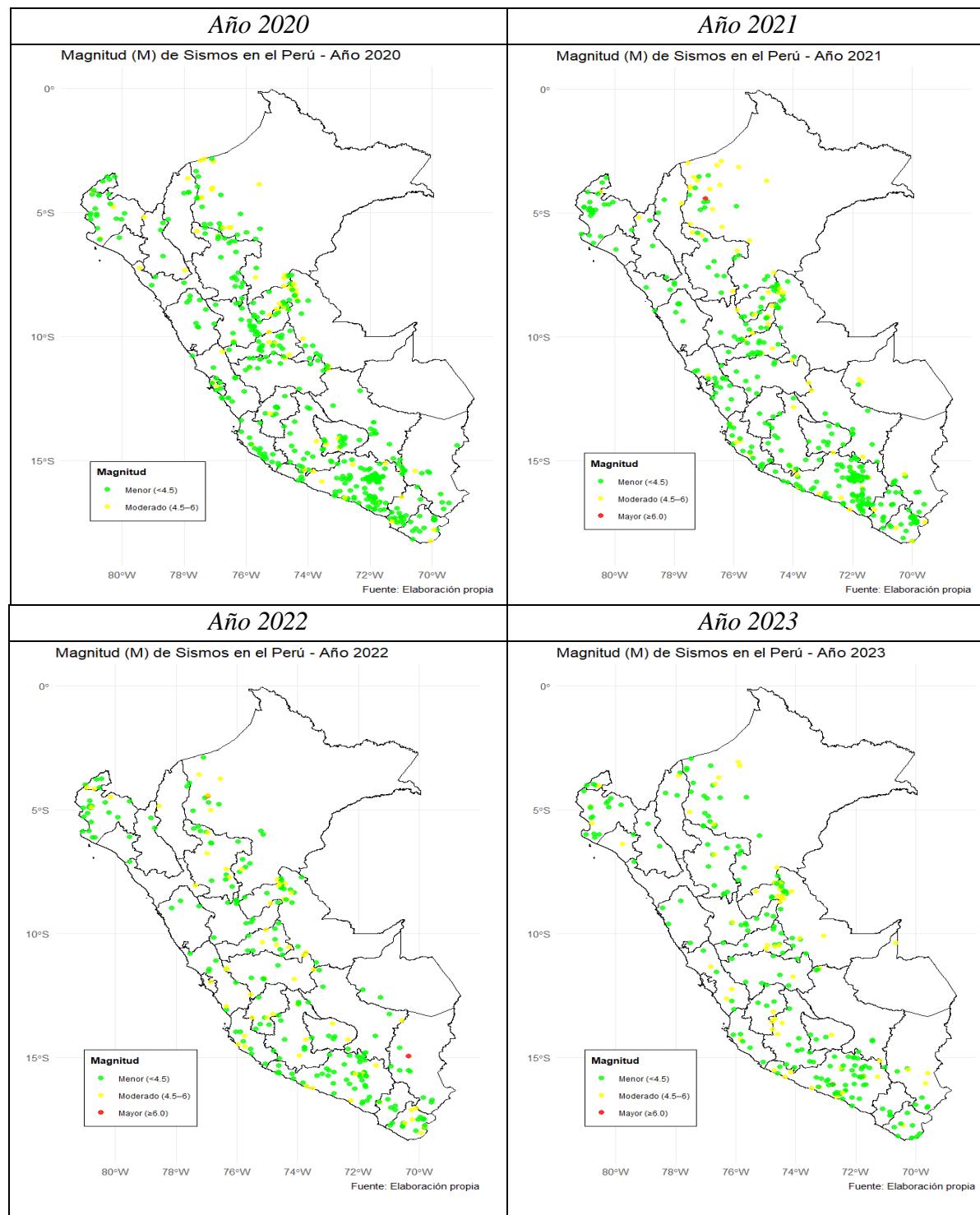


Figura 3

Comportamiento espacial de movimientos sísmicos según categorías, en función a su magnitud para cada año del periodo 2020-2023. Perú



En la Figura 3, el comportamiento espacial de los movimientos sísmicos por año se distribuye por todo el Perú, manifestándose una mayor presencia en la zona sur de nuestro país.

3.2 Identificación de los modelos teóricos que mejor se ajusten a la estructura espacial de los movimientos sísmicos del Perú

Los modelos teóricos considerados para el análisis son el Exponencial, Gaussiano, Esférico, Matérn, Stein y el Bessel (Véase Figura 4 y Figura 5).

Figura 4

Modelos teóricos ajustados al comportamiento del semivariograma empírico de los movimientos sísmicos en el periodo 2020-2023. Perú

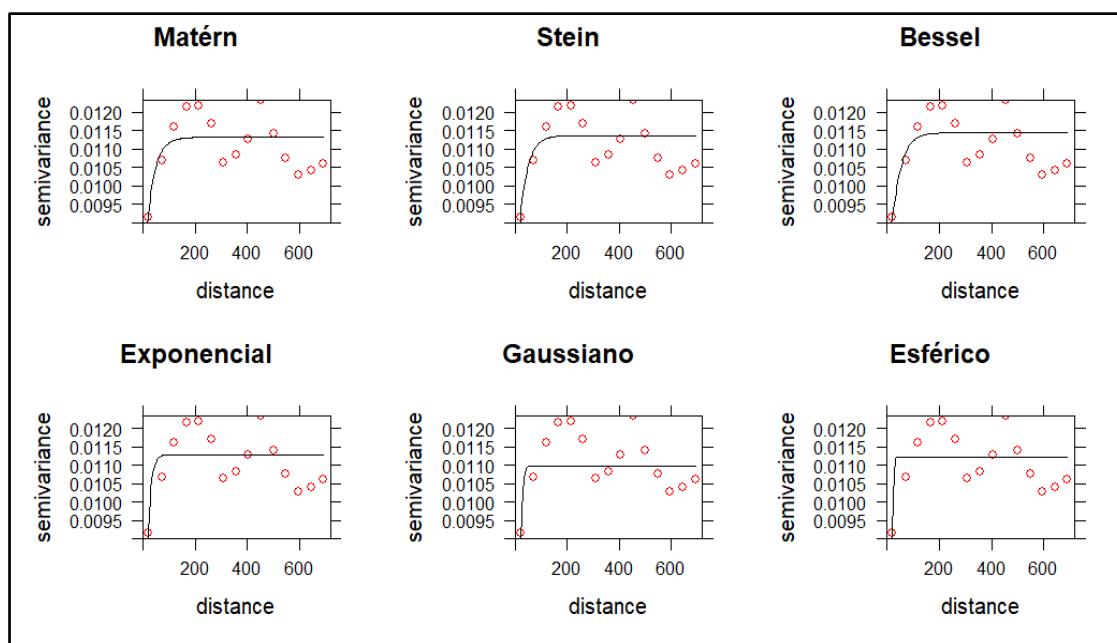
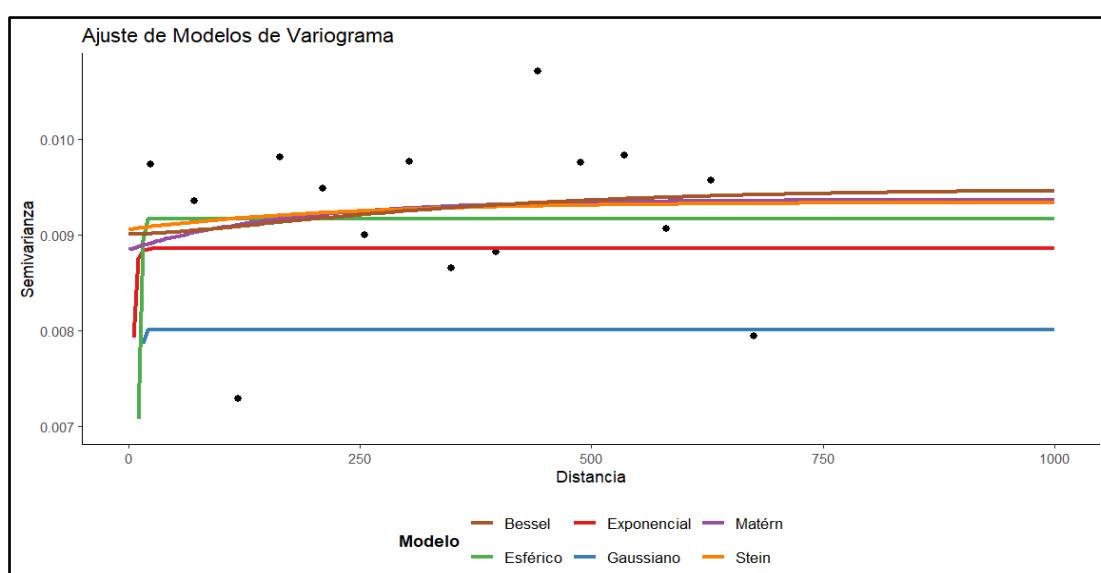


Figura 5

Modelos teóricos ajustados al comportamiento del semivariograma empírico de los movimientos sísmicos en el periodo 2020-2023. Perú



3.3 Validación de los mejores modelos de interpolación espacial para la estructura de los movimientos sísmicos del Perú

Tabla 3

Indicadores o métricas de validación de los modelos teóricos ajustados al semivariograma empírico.

Modelo teórico ajustado	RMSE	R ²
Exponencial	2.615.426	0.4266
Gaussiano	5.287.632	0.1028
Esférico	2.697.562	0.4169
Matérn	2.544.474	0.4402
Bessel	2.559.223	0.4248
Stein	2.546.366	0.4468

Los modelos teóricos ajustados al semivariograma empírico generado por los datos de movimientos sísmicos fueron el Exponencial, Gaussiano, Esférico, Matern, Stein y el Bessel. Se obtuvo el Error Cuadrático Medio (RMSE) y el coeficiente de determinación (R^2). Estos indicadores nos indican que el mejor modelo es el exponencial dentro del primer grupo de modelos teóricos ya que tiene el menor valor RMSE (2615.426) y el mayor $R^2=0.4266$ como medidas de bondad de ajuste. En el segundo grupo de modelos resultó ser el Matern que presenta el mayor $R^2=0.4402$ y con un menor Error Cuadrático Medio de 2544.474 (Véase Tabla 3).

3.4. Predicción de los movimientos sísmicos del Perú periodo 2020-2023, según la interpolación Kriging ordinario

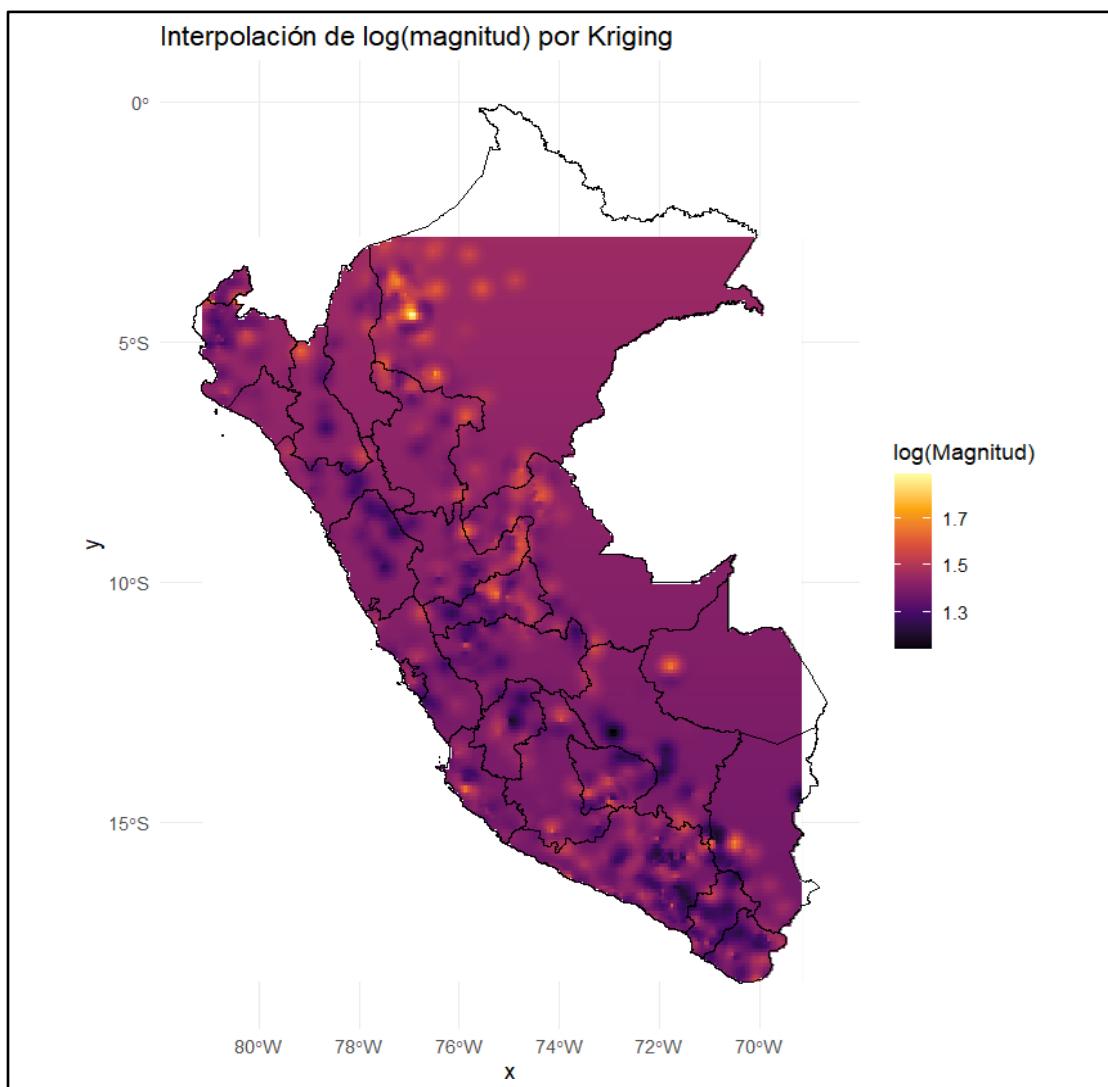
En el campo de la estadística espacial, los variogramas son herramientas esenciales para examinar cómo se comporta una variable dentro de un área geográfica específica. Su utilidad radica en representar gráficamente la relación entre la distancia y la dependencia espacial entre observaciones, mostrando cómo un punto influye en otro a medida que la separación entre ellos varía.

El procedimiento para construir y ajustar el variograma experimental resulta fundamental en el marco de la estimación, dado que este análisis matemático influye directamente en los resultados del método de Kriging. Este último requiere datos numéricos precisos tanto en lo referente a las distancias entre puntos muestreados como al punto objetivo a interpolar.

Tras evaluar distintos modelos teóricos de variograma, se determinó que el modelo Matérn fue el que ofreció el mejor desempeño en este estudio, al presentar el menor valor del error cuadrático medio (RMSE), con 2544.474, y el mayor coeficiente de determinación (R^2), con 0.4402, lo que lo convierte en la opción más adecuada para representar la estructura espacial de los datos analizados.

Figura 6

Modelo de interpolación kriging para los logs de las magnitudes de los movimientos sísmicos del Perú, periodo 2020-2023



El siguiente análisis consistió en realizar un modelo predictivo para todo el periodo de los movimientos sísmicos, utilizando el método de regresión kriging, considerando el modelo teórico que obtuvo el mayor R^2 y el menor RMSE para mejorar las predicciones, en base al uso de los semivariogramas. Todo esto fue un trabajo iterativo para lo cual se utilizó la herramienta computacional RStudio, permitiendo para visualizar los valores estimados como la varianza del error de predicción.

Apreciamos en la Figura 6 que los espacios con color amarillo son los movimientos sísmicos con mayor magnitud que se encuentran distribuidos nor-este de nuestro país, así como en la sur de nuestro país. Los ámbitos espaciales oscuros que apreciamos representan espacialmente los movimientos sísmicos con menor magnitud que también se distribuyen a lo largo y ancho de nuestro territorio patrio. El color que más prevalece en nuestro mapa predictivo es el color morado, el cual nos indica espacios geográficos donde se pronostican movimientos sísmicos moderados en magnitud sísmica.

4 Discusión

La interpolación espacial es una técnica fundamental en análisis geoespacial, que permite estimar valores de una variable en ubicaciones desconocidas a partir de puntos de datos conocidos. A través del análisis de autocorrelación espacial, se modela el semivariograma empírico necesario para el análisis geoespacial. En esta ocasión este semivariograma se utilizó como insumo para realizar una serie de interpolaciones espaciales con distintos métodos de Kriging.

Los Kriging escogidos para ser trabajados correspondieron al Kriging Ordinario (OK) que es una técnica que asume los valores más cercanos tienden a ser más similares que los que están más alejados. Para capturar esta relación espacial, el Kriging utiliza el semivariograma. Por esta razón esta función es clave en el cálculo del Kriging, puesto que es esta la que asigna los pesos al conjunto de datos a diferencia de métodos no geoestadísticos que solo consideran la distancia.

La segunda técnica utilizada fue la del Regresión-Kriging (RK) que es un método que junto con el Kriging mismo, en primer lugar, ajusta un modelo de regresión mediante predictores que aportan nueva información en la creación del producto final. Luego de terminado este proceso se calculan los residuos del análisis de esta regresión donde se considera la diferencia entre los valores observados y los predichos que son interpolados utilizando un Kriging Ordinario para considerar la variabilidad que la regresión no es capaz de determinar. Para este caso se utilizaron los variogramas modelados de los residuos, incorporando en el cálculo todos los predictores espaciales para que, finalmente, la función krige de R detecte automáticamente que el modelo que se busca obtener es un Regresión-Kriging.

El análisis estadístico permitió caracterizar la distribución de los eventos sísmicos registrados en el país durante el periodo de estudio. Se evidenció que la mayoría de los eventos presentaron una magnitud inferior a 4.5 (77.15%), mientras que solo el 0.5% superaron los 6.0 grados, lo cual concuerda con la alta sismicidad de baja y mediana magnitud observada en el territorio peruano. A través del análisis del semivariograma empírico, se identificó una clara estructura espacial, lo que justificó el uso de técnicas de interpolación como el Kriging.

Los modelos teóricos evaluados mostraron desempeños distintos al ser ajustados al semivariograma experimental. El modelo Matern alcanzó el mayor R^2 (0.4402) y una de las menores SCp (2544.474), seguido del modelo Stein. Este resultado resalta la capacidad del modelo Matern para capturar la variabilidad espacial de la magnitud sísmica en Perú, lo cual se explica por su flexibilidad al modelar diferentes estructuras de correlación espacial.

La aplicación del Kriging ordinario permitió estimar la magnitud sísmica en áreas sin registros directos, generando una superficie continua de predicción espacial. Esta herramienta tiene implicancias directas para la prevención y mitigación del riesgo sísmico, ya que facilita la identificación de zonas potencialmente vulnerables. Además, se observó que los modelos con mayor capacidad de ajuste produjeron mapas más coherentes con la distribución geológica y tectónica del país.

De esta manera, las diferencias en los modelos de variogramas aplicados fueron un factor clave al interpretar los resultados y las métricas de validación cruzada. Los buenos resultados reflejan un ajuste más adecuado con esta metodología aplicada.

5 Conclusiones

- Entre los resultados se encontró una clara estructura espacial en los datos sísmicos del Perú durante el período 2020–2023, lo cual acredita la validez de la aplicación de modelos de interpolación geoestadística.
- Entre los modelos de teoría analizados, el modelo Matérn mejor se ajustaba al semivariograma empírico con un coeficiente de determinación (R^2) de 0,4402 y la mínima suma de cuadrados ponderados.
- La aplicación de la técnica de Kriging usual con el modelo Matérn permitió la creación de mapas de predicciones con precisión sobre la magnitud sísmica en regiones no monitoreadas, ofreciendo un insumo importante en la gestión del riesgo sísmico en el país.
- Dicho estudio muestra la aplicación útil de la geoestadística en el análisis de fenómenos naturales, siendo de utilidad en la creación de estrategias de prevención y también de planeamientos territoriales.

6 Referencias

- Bello-Pineda, J., & Hernández-Stefanoni, J. L. (2007). Comparando la performance de dos métodos de interpolación espacial para la creación de un modelo batimétrico digital de la plataforma sumergida de Yucatán. *Revista Panamericana de Ciencias Acuáticas*, 2(2), 17–30.
- Burrough, P. A., & McDonnell, R. A. (1998). *Principles of geographical information systems* (2nd ed.). Oxford University Press.
- Burrough, P. A. (2001). GIS and geostatistics: Essential partners for spatial analysis. *Environmental and Ecological Statistics*, 8(4), 361–377.
- Castillo, J., & Alva, J. (1993). Peligro sísmico en el Perú. En *Actas del VII Congreso Nacional de Mecánica de Suelos e Ingeniería de Cimentaciones*. Lima, Perú.
- GEO GPS PERÚ EIRL. (n.d.). *Mapas geoespaciales de Perú*. Recuperado de <https://www.geogpsperu.com>
- Instituto Geofísico del Perú. (2014). *Escala de Magnitud Sísmica y Clasificación de Eventos Sismológicos*. Dirección de Sismología. Lima, Perú: Autor.
- Isaaks, E. H., & Srivastava, R. M. (1989). *An introduction to applied geostatistics*. Oxford University Press.
- Johnston, K., Ver Hoef, J., Krivoruchko, K., & Lucas, N. (2001). *Using ArcGIS Geostatistical Analyst*. Redlands, CA: ESRI Press.
- Kravchenko, A., & Bullock, D. G. (1999). A comparative study of interpolation methods for mapping soil properties. *Journal of Agronomy*, 91(3), 392–400.
- Kravchenko, A. (2003). Influence of spatial structure on accuracy of interpolation methods. *Soil Science Society of America Journal*, 67(5), 1564–1571.

- Krige, D. G. (1951). A statistical approach to some basic mine valuation problems on the Witwatersrand. *Journal of the Chemical, Metallurgical and Mining Society of South Africa*, 52(6), 119–139.
- Matheron, G. (1962). *Traité de géostatistique appliquée* (Vol. 1). Éditions Technip.
- Robertson, G. P. (1987). Geostatistics in ecology: Interpolating with known variance. *Ecology*, 68(3), 744–748.
- Webster, R., & Oliver, M. A. (2001). *Geostatistics for environmental scientists* (2nd ed.). John Wiley & Sons.