

## Article

# Modelación Espacial de Susceptibilidad a Deslizamientos bajo Escenarios de Cambio Climático: Aplicación de MGWR en Colombia

Samuel Volkmar<sup>1</sup> 

<sup>1</sup> Universidad Nacional de Colombia, Facultad de Minas, Colombia;

\* Correspondence: svolkmarv@unal.edu.co;

**Abstract:** El cambio climático intensifica eventos de precipitación extrema, modificando patrones espaciales de susceptibilidad a deslizamientos. Esta investigación evalúa cómo índices climáticos extremos (RX5day, R95p, CWD) redistribuirán amenazas por deslizamientos en 1,700 cuencas colombianas bajo escenarios SSP-CMIP6. Implementamos progresión de métodos geoespaciales desde regresión global hasta Regresión Geográficamente Ponderada Multi-escala (MGWR), superando limitaciones de enfoques homogéneos tradicionales. Analizamos cuatro horizontes temporales (2020-2100) bajo tres escenarios SSP. MGWR demuestra capacidad superior para capturar relaciones espacialmente variables entre extremos climáticos y factores topográficos, revelando que variables topográficas operan localmente mientras índices climáticos exhiben influencia regional. Las proyecciones muestran respuestas divergentes: decrementos en Caribe (hasta -0.39) versus intensificación en Amazonía y Pacífico (+0.08). MGWR emerge como herramienta fundamental para modelación bajo cambio climático, revelando patrones espacialmente heterogéneos imposibles de detectar mediante métodos tradicionales y proporcionando bases robustas para evaluación de riesgos futuros.

**Keywords:** susceptibilidad a deslizamientos; extremos climáticos; no-estacionariedad espacial; regresión geográficamente ponderada; cuencas colombianas; índices de precipitación; escenarios SSP

Received:

Revised:

Accepted:

Published:

**Citation:** Lastname, F.; Lastname, F.; Lastname, F. Susceptibilidad Espacialmente Heterogénea a Deslizamientos Bajo Extremos Climáticos. *Journal Not Specified* **2025**, *1*, 0. <https://doi.org/>

**Copyright:** © 2025 by the authors. Submitted to *Journal Not Specified* for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

## 1. Introduction

Los movimientos de masa constituyen una de las catástrofes naturales más destructivas en territorios tropicales de topografía accidentada, representando uno de los peligros naturales más frecuentes a nivel global. El incremento de temperaturas globales, resultado de las emisiones antropogénicas de gases que atrapan calor en la atmósfera, está modificando los patrones climáticos de manera fundamental. Dado que la temperatura del aire determina su capacidad de retención de humedad, el calentamiento climático intensifica la frecuencia y magnitud de eventos pluviométricos, siendo este incremento de precipitación el factor más importante que amplificará la ocurrencia de deslizamientos.

La vulnerabilidad global es significativa, con el 5% de la población mundial habitando zonas propensas a estos fenómenos, siendo los eventos disparados por precipitación responsables del 90% de las víctimas mortales, generando un promedio anual de 914 decesos. Los deslizamientos, definidos como movimientos gravitacionales descendentes de detritos, masas rocosas y tierra, ocurren frecuentemente en regiones montañosas, causando considerable número de muertes y lesiones, así como costos significativos debido a impactos en propiedades, infraestructura y actividades económicas.

Las próximas décadas presentan un panorama cada vez más crítico debido al incremento en frecuencia e intensidad de eventos climáticos extremos vinculados al calentamiento global. El crecimiento poblacional y el desarrollo asociado (construcción de carreteras y edificaciones, conversión de tierras e industrialización) pueden causar instabilidad de pendientes y deslizamientos. Múltiples factores adicionales, incluyendo precipitación y escorrentía, geomorfología, litología y actividades humanas, pueden inducir estos movimientos. Las tasas crecientes de cambio climático parecen haber incrementado la actividad de deslizamientos.

A pesar de que el incremento en frecuencia e intensidad de tormentas extremas ha sido documentado globalmente, los informes del Panel Intergubernamental sobre Cambio Climático no han proporcionado evaluaciones específicas para deslizamientos. Diversos estudios han indicado que el cambio climático inducido por actividades humanas puede incrementar los deslizamientos, con variaciones en la extensión y frecuencia de deslizamientos proyectados según diferentes atributos como horizontes temporales y escenarios de trayectorias de concentración representativas.

La evaluación de cómo el cambio climático afecta los deslizamientos constituye un proceso complejo. Los deslizamientos son peligros naturales inherentemente complicados, afectados por múltiples factores incluyendo la selección de escenarios climáticos, variables influyentes y tipos de movimientos. La literatura científica presenta escasos estudios sobre los efectos de las modificaciones pluviométricas y el cambio climático en la ocurrencia de deslizamientos. Debido a estas incertidumbres y complejidades, diversas investigaciones han indicado que el efecto de escenarios de cambio climático en deslizamientos puede ser distinto.

Los esfuerzos previos de mapeo de susceptibilidad a deslizamientos han utilizado métodos tradicionales, pero con avances significativos han mejorado mediante el uso de métodos de aprendizaje automático. Estos métodos se han convertido en aproximaciones robustas y confiables para producir mapas predictivos precisos. Sin embargo, la mayoría de investigaciones se concentran en la modelación de susceptibilidad para el tiempo presente, con solo unos pocos estudios prediciendo susceptibilidad futura bajo impactos de cambio climático.

Los estudios previos han empleado datos climáticos de modelos CMIP5 y datos de precipitación anual para modelar susceptibilidad a deslizamientos. No obstante, la precipitación en intervalos más cortos permite considerar la variabilidad inter-anual de precipitación, lo cual es particularmente importante porque la susceptibilidad está controlada por eventos de precipitación en períodos más breves.

Para abordar estas limitaciones, implementamos una progresión metodológica geoespacial que avanza desde regresión global hasta Regresión Geográficamente Ponderada Multi-escala (MGWR). Esta aproximación permite capturar relaciones espacialmente variables entre índices de precipitación extrema derivados de los modelos CMIP6 más recientes y factores condicionantes de deslizamientos, evaluando cómo se redistribuirán los patrones de amenaza bajo múltiples escenarios SSP.

La identificación de áreas más susceptibles bajo situaciones climáticas actuales y proyectadas ayudará a establecer planes y medidas de adaptación a patrones cambiantes de susceptibilidad a deslizamientos en el futuro.

## 2. Datos y Metodología

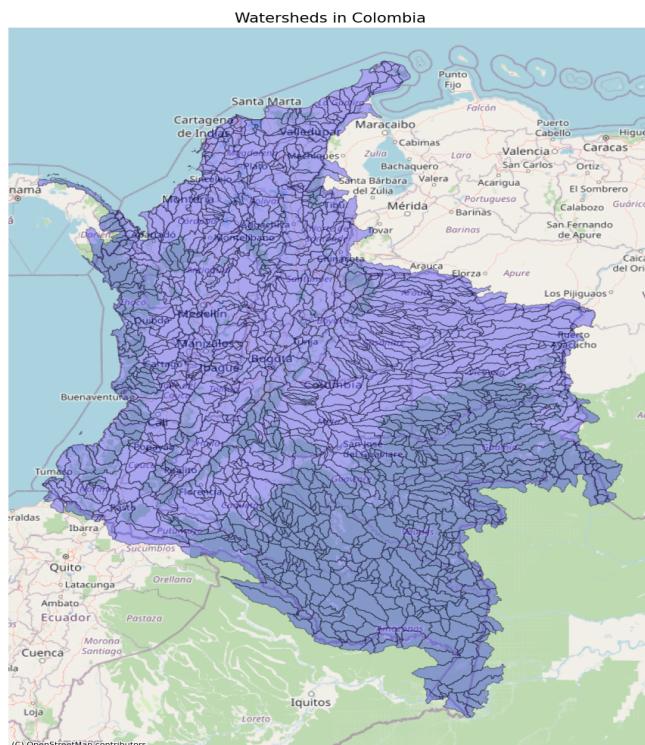
### 2.1. Área de estudio

El área de estudio abarca todo el territorio de Colombia, dividido en 1,700 cuencas hidrográficas de nivel 7, que constituyen nuestras unidades fundamentales de análisis. Estas cuencas cubren una amplia variedad de condiciones topográficas, climáticas y geológicas.

icas, con elevaciones que van desde el nivel del mar hasta más de 5,700 metros, y terrenos que incluyen tanto rocas del escudo precámbrico como depósitos volcánicos recientes (Figura 1).

El área de las cuencas presenta una alta variabilidad, con un promedio de 735 km<sup>2</sup>, un rango que va desde 0.6 km<sup>2</sup> hasta 9,059 km<sup>2</sup>, y un coeficiente de variación cercano a 1. El 50% de las cuencas tienen áreas menores a 511 km<sup>2</sup>, lo que refleja una marcada asimetría hacia cuencas pequeñas, mientras que algunas macrocuencas dominan extensas regiones del país. Esta heterogeneidad espacial es fundamental para capturar patrones de interacción entre clima, topografía y ocurrencia de deslizamientos.

Los límites de las cuencas fueron obtenidos a partir del producto *HydroSHEDS*, el cual proporciona delimitaciones hidrológicamente coherentes derivadas de modelos digitales de elevación (SRTM) y algoritmos de direccionamiento de flujo estandarizados. La resolución espacial y coherencia topológica de *HydroSHEDS* ofrecen un nivel de detalle adecuado para representar la jerarquía de drenaje del país y capturar variaciones subregionales en la interacción entre clima y procesos de remoción en masa.

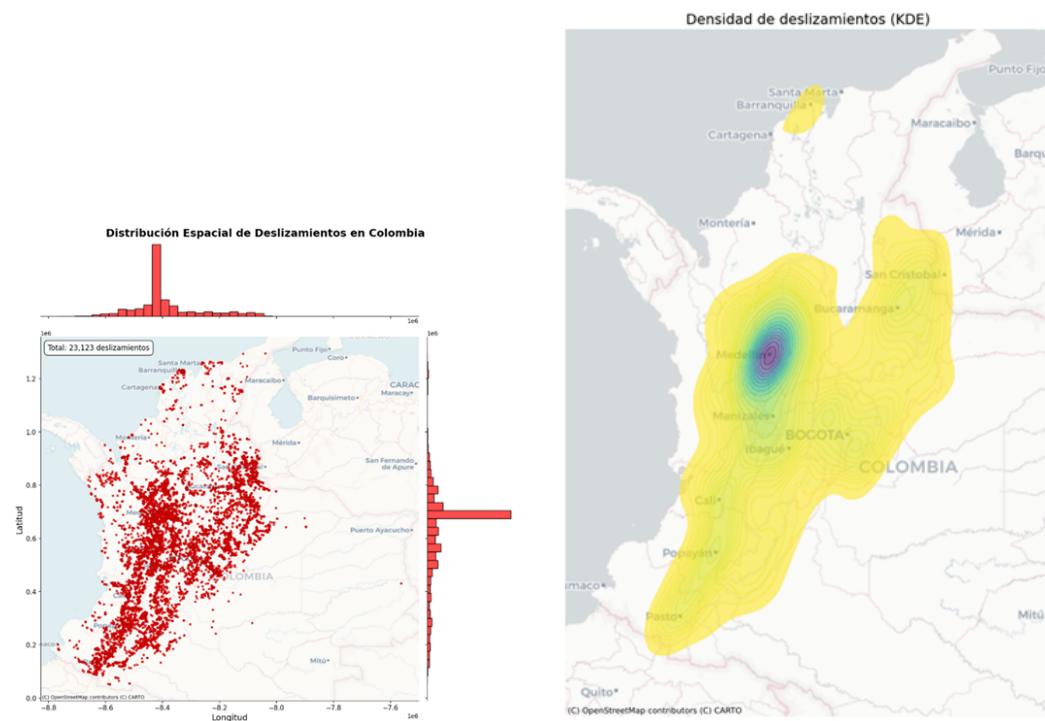


**Figure 1.** Distribución espacial de las 1,700 cuencas de nivel 7 utilizadas como unidades de análisis en el territorio continental Colombiano. La jerarquía hidrográfica empleada permite un equilibrio entre resolución espacial y eficiencia computacional.

## 2.2. Compilación de Inventario de Deslizamientos y Análisis Espacial

La distribución regional de deslizamientos en Colombia refleja la influencia combinada de factores topográficos, climáticos y geológicos en la activación de movimientos de masa. El análisis de 23,127 eventos documentados revela una concentración pronunciada en la región Andina Central con 14,746 incidentes (63.8%), seguida por la Orinoquia con 4,415 eventos (19.1%) y la región Andina Sur/Pacífico con 3,097 casos (13.4%). Las regiones costeras exhiben menor actividad relativa, registrando el Caribe Oriental 509 incidentes (2.2%), el Caribe Occidental 185 eventos (0.8%), y la Amazonía 175 ocurrencias (0.7%). Esta distribución espacial evidencia el papel predominante de la topografía andina como factor controlador en la susceptibilidad nacional a deslizamientos.

La síntesis de datos históricos integra múltiples archivos institucionales que abarcan el período 1900-2021, consolidando registros de desastres institucionales, bases de datos de geoamenazas y archivos de respuesta de emergencia (Figura 2). Los procedimientos de control de calidad implementados eliminan sistemáticamente entradas duplicadas, registros espacialmente inconsistentes y eventos que carecen de precisión temporal dentro de la resolución anual establecida [? ]. El inventario resultante documenta 23,127 eventos georeferenciados que habilitan la aplicación de Estimación de Densidad Kernel para generar superficies continuas de probabilidad espacial (Figura 3).



**Figure 2.** Distribución de cuencas.

**Figure 3.** Densidad Kernel.

### 2.3. Selección de Variables Climáticas y Justificación Física

La selección de índices de precipitación extrema prioriza relevancia física para mecanismos de activación de deslizamientos en lugar de conveniencia estadística. Tres indicadores primarios capturan aspectos distintos de forzamiento hidrometeorológico: RX5day (precipitación máxima de 5 días) representa eventos intensos de corta duración capaces de generar aumentos rápidos de presión de poros; R95p (precipitación de días muy húmedos) cuantifica acumulación de humedad estacional influyendo saturación antecedente del suelo; CWD (días húmedos consecutivos) caracteriza períodos prolongados de saturación que reducen cohesión efectiva a través de procesos de meteorización.

La Tabla 1 resume los procesos físicos vinculando cada indicador climático a mecanismos de estabilidad de laderas. Esta fundamentación mecanística asegura que las relaciones estadísticas posean interpretabilidad geomorfológica en lugar de meramente correlación empírica.

**Table 1.** Índices de precipitación extrema y sus relaciones físicas con procesos de activación de deslizamientos.

Índice Climático	Proceso Físico	Mecanismo de Deslizamiento
RX5day	Precipitación intensa de corta duración	Aumento rápido de presión de poros, esfuerzo efectivo reducido
R95p	Acumulación extrema de precipitación estacional	Saturación profunda del suelo, recarga de agua subterránea
CWD	Condiciones prolongadas de humedad	Pérdida progresiva de cohesión, aceleración de meteorización

#### 2.4. Procesamiento de Datos Climáticos e Integración de Proyecciones

La caracterización climática histórica y proyecciones futuras emplean datos NASA Earth Exchange Global Daily Downscaled Projections (NEX-GDDP-CMIP6) para el período base 1985-2005, proporcionando resolución espacial de 0.25° que permite tanto el análisis retrospectivo de patrones extremos como la evaluación de escenarios climáticos futuros. El cálculo de índices extremos sigue lineamientos de la Organización Meteorológica Mundial.

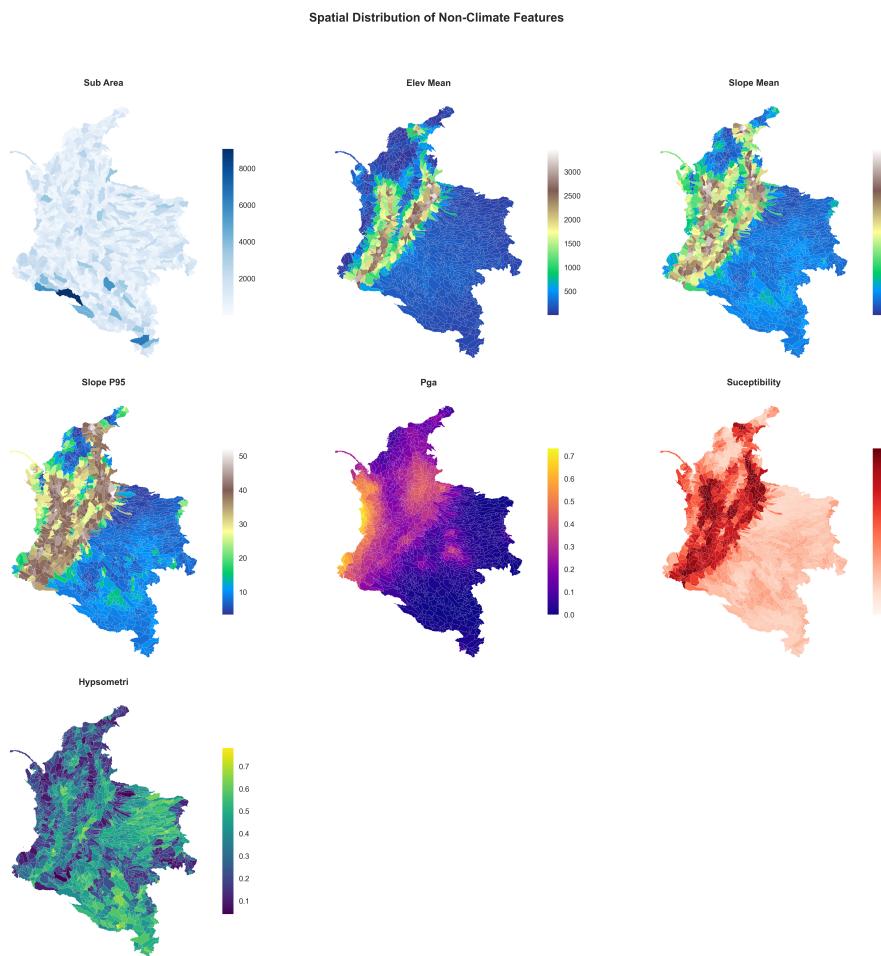
Las proyecciones climáticas futuras integran cinco Modelos Climáticos Globales del conjunto Proyecto de Intercomparación de Modelos Acoplados Fase 6 (CMIP6) bajo escenarios de forzamiento SSP2-4.5, SSP3 7.0 y SSP5-8.5. La selección de modelos prioriza habilidad de simulación de precipitación tropical basada en validación histórica contra redes observacionales. La reducción de escala estadística emplea corrección de sesgo de mapeo de cuantiles para alinear salidas de modelos con distribuciones observacionales, preservando señales de cambio proyectadas mientras corrige sesgos sistemáticos. Los cambios relativos respecto a condiciones históricas (1985-2005) en RX5day (Figura 5) muestran patrones espacialmente heterogéneos con intensificación en regiones del Pacífico y decrementos en áreas del Caribe, mientras que los cambios relativos en CWD (Figura 6) exhiben patrones contrastantes con incrementos concentrados en zonas andinas y reducciones en territorios costeros, evidenciando la complejidad espacial de las respuestas climáticas futuras.

#### 2.5. Variables Predictoras Topográficas y Ambientales

Los factores condicionantes de deslizamientos integran variables topográficas y sísmicas fundamentales identificadas mediante revisión exhaustiva de literatura geomorfológica especializada. Las variables topográficas se extraen de Modelos Digitales de Elevación SRTM de 30 metros, donde el gradiente de pendiente, elevación media e integral hipsométrica constituyen controles determinantes del terreno sobre la estabilidad de laderas.

La aceleración de pico del suelo (PGA) se obtiene del Mapa Global de Amenaza Sísmica GEM versión 2023.1, capturando efectos críticos de la actividad tectónica en la desestabilización de laderas. La distribución espacial de estas variables se visualiza mediante mapas choropleth (Figura 4).

130  
131  
132  
133  
134  
135  
136  
137  
138  
139  
140  
141  
142  
143  
144  
145  
146  
147  
148  
149  
150  
151  
152  
153  
154  
155  
156  
157



**Figure 4.** Distribución espacial de variables predictoras primarias a través de cuencas colombianas: (a) gradiente de pendiente promedio, (b) elevación promedio, (c) integral hipsométrica, (d) aceleración de pico del suelo (PGA). La estandarización de variables permite análisis comparativo a través de escalas de medición diversas.

### 3. Resultados

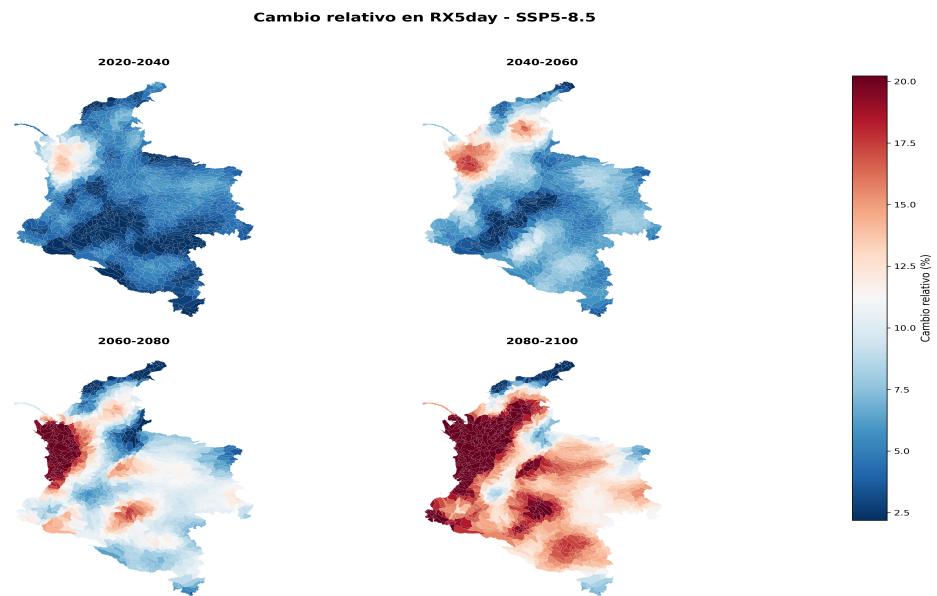
#### 3.1. Heterogeneidad Espacial en Proyecciones Climáticas y Susceptibilidad a Deslizamientos

Las proyecciones climáticas futuras bajo escenario SSP5-8.5 revelan respuestas espacialmente divergentes a través del territorio colombiano, evidenciando patrones de heterogeneidad que fundamentan la necesidad de enfoques de modelación espacialmente adaptativos. Las cuencas del Caribe del norte experimentan decrementos de precipitación variando desde -0.15 hasta -0.39 cambio relativo para índices extremos, mientras regiones amazónicas del sur y del Pacífico enfrentan intensificación alcanzando +0.08 cambio relativo, configurando un mosaico de vulnerabilidades climáticas diferenciadas (Figuras 5, 6, 7). Esta heterogeneidad espacial en drivers climáticos se refleja en patrones igualmente complejos de susceptibilidad a deslizamientos, requiriendo evaluación sistemática de autocorrelación espacial mediante estadísticas I de Moran Global y análisis LISA para identificar regímenes espaciales naturalmente emergentes.

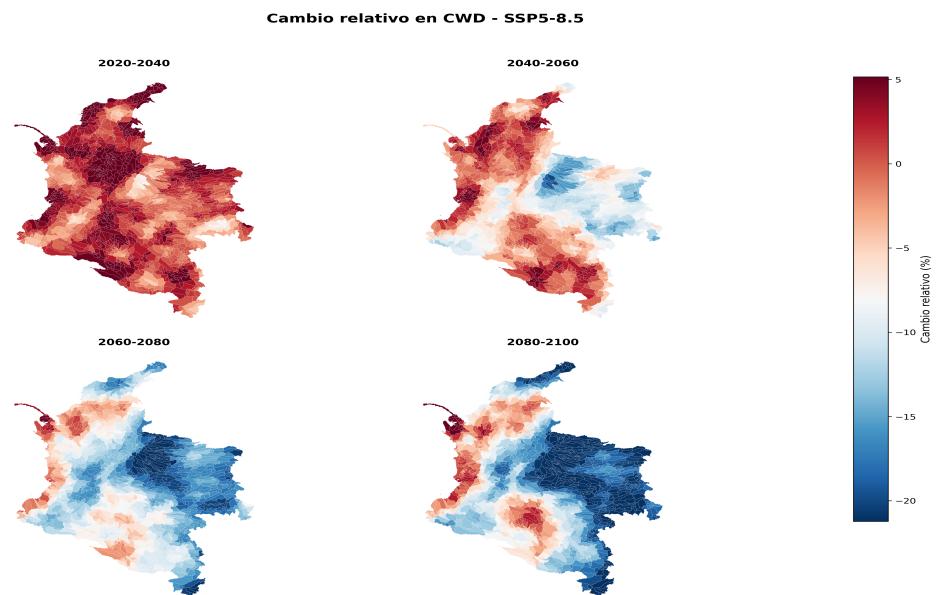
Los clusters LISA resultantes—Alto-Alto (Q1), Bajo-Bajo (Q2), Alto-Bajo (Q3), y Bajo-Alto (Q4)—capturan patrones de autocorrelación local que constituyen la base para implementación de metodologías de modelación progresivamente sofisticadas, desde efectos fijos espaciales hasta aproximaciones de heterogeneidad continua (Figura 9). La evolución metodológica desde regímenes LISA discretos hacia modelos jerárquicos y finalmente MGWR refleja el reconocimiento de que procesos geomorfológicos operan a través de múltiples escalas y contextos.

ples escalas espaciales simultáneas, requiriendo flexibilidad paramétrica que trascienda limitaciones de agrupaciones espaciales fijas para capturar adecuadamente la complejidad inherente de sistemas naturales bajo condiciones climáticas cambiantes.

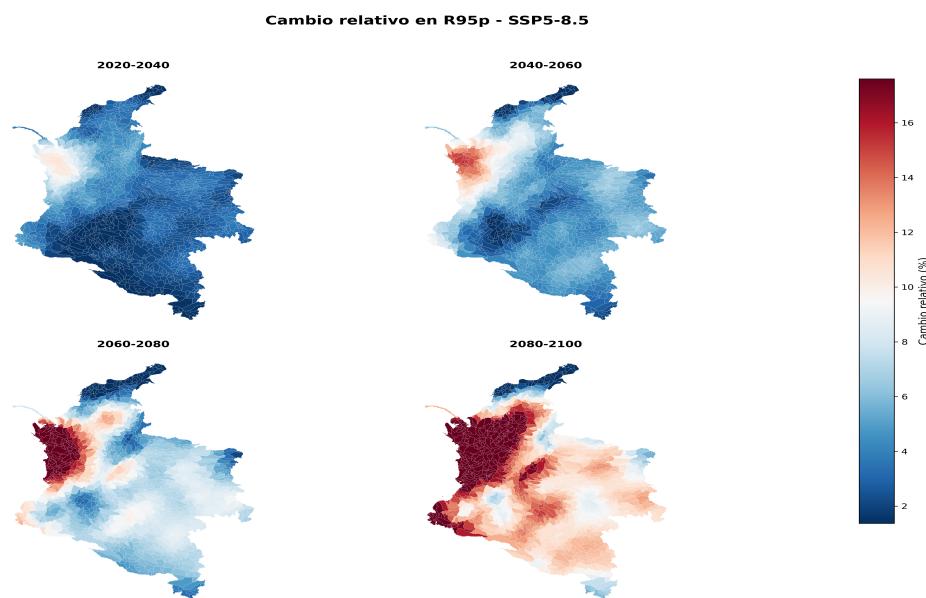
177  
178  
179



**Figure 5.** Cambios relativos proyectados en precipitación máxima en 5 días (RX5day) bajo escenario SSP5-8.5. Los mapas muestran evolución temporal en cuatro horizontes: 2020-2040, 2040-2060, 2060-2080, y 2080-2100. Valores positivos (rojos) indican incrementos, valores negativos (azules) indican decrementos respecto al período histórico 1985-2005.



**Figure 6.** Cambios relativos proyectados en días húmedos consecutivos (CWD) bajo escenario SSP5-8.5. Los mapas muestran evolución temporal en cuatro horizontes: 2020-2040, 2040-2060, 2060-2080, y 2080-2100. Valores positivos (rojos) indican incrementos, valores negativos (azules) indican decrementos respecto al período histórico 1985-2005.



**Figure 7.** Cambios relativos proyectados en precipitación de días muy húmedos (R95p) bajo escenario SSP5-8.5. Los mapas muestran evolución temporal en cuatro horizontes: 2020-2040, 2040-2060, 2060-2080, y 2080-2100. Valores positivos (rojos) indican incrementos, valores negativos (azules) indican decrementos respecto al período histórico 1985-2005.

### 3.2. Evolución del Rendimiento Metodológico Basado en Regímenes LISA

Los modelos jerárquicos demuestran superioridad clara sobre enfoques de regímenes LISA discretos, exhibiendo incrementos sustanciales en capacidad explicativa . La progresión desde GLM baseline ( $R^2=0.495$ ) hacia modelos de efectos aleatorios evidencia la importancia de estructura espacial anidada en procesos geomorfológicos, superando las limitaciones inherentes de agrupaciones LISA fijas.

#### 3.2.1. Limitaciones de Enfoques Basados en Regímenes LISA Discretos

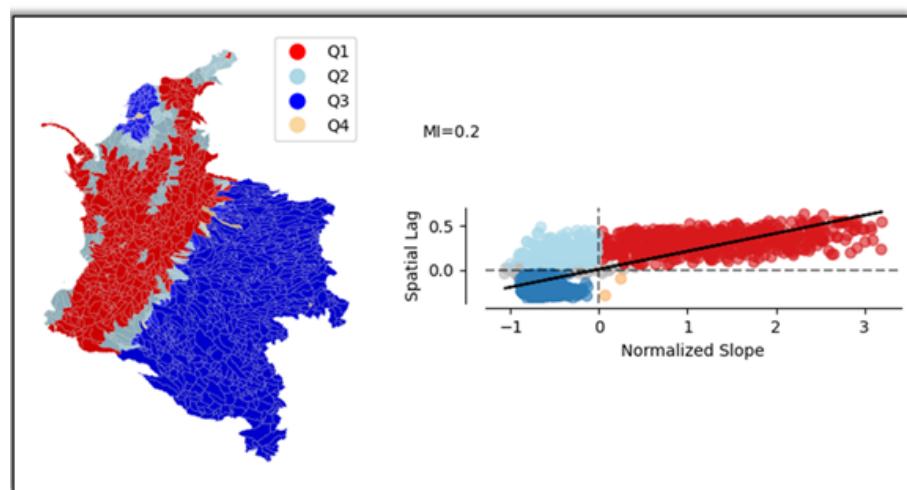
Los métodos de efectos fijos y regímenes espaciales, implementados sobre clusters LISA, enfrentan limitaciones fundamentales que comprometen su efectividad. La heterogeneidad espacial resulta inadecuadamente capturada, evidenciada por el  $R^2$  máximo de 0.134 que indica incapacidad para modelar variación espacial continua dentro de clusters LISA. La inestabilidad estructural emerge particularmente en el régimen LISA Q4 (Bajo-Alto) con  $n=6$ , generando colapso numérico en coeficientes debido a tamaño muestral insuficiente. La rigidez inherente de agrupación LISA impone estructura espacial discreta basada únicamente en autocorrelación local, limitando flexibilidad metodológica para capturar gradientes espaciales continuos que caracterizan procesos geomorfológicos reales. Adicionalmente, el desbalance extremo entre regímenes, con distribución desigual de observaciones entre clusters LISA (Q1:  $n=525$  vs Q4:  $n=6$ ), compromete gravemente la estabilidad estadística y interpretabilidad de resultados.

#### 3.2.2. Fortalezas de Modelos Jerárquicos sobre Estructura LISA

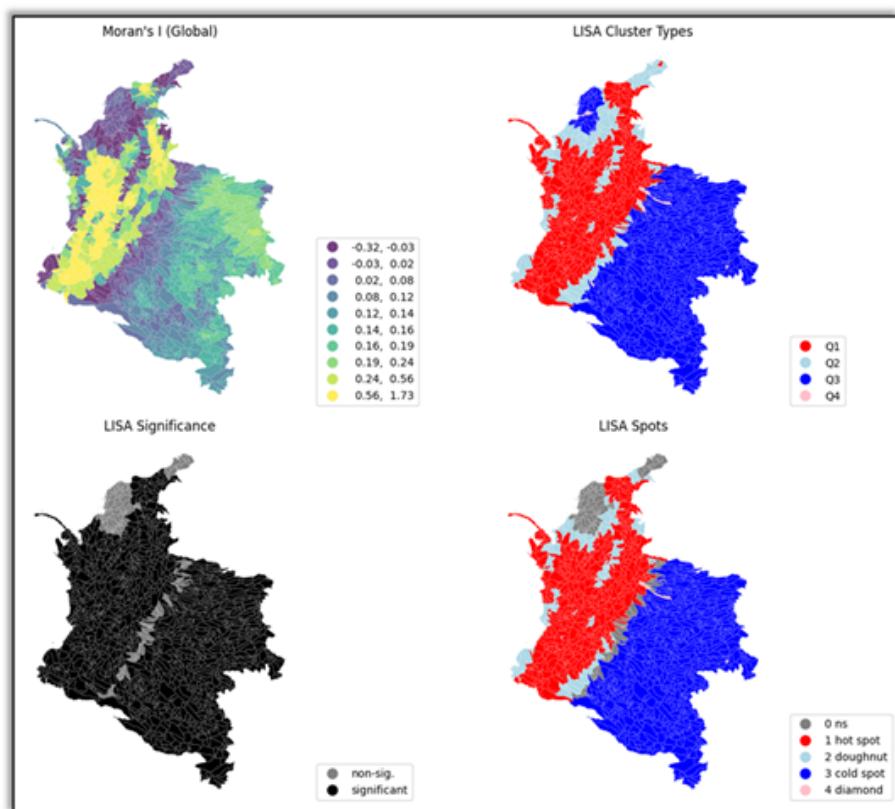
Los modelos jerárquicos superan limitaciones de regímenes LISA discretos mediante aproximaciones metodológicamente superiores. La estructura anidada adaptativa reconoce subcuenca dentro de cuencas mayores, trascendiendo limitaciones de agrupación LISA fija y permitiendo representación más realista de procesos hidrológicos naturales. Los efectos aleatorios calibrados proporcionan varianza específica por régimen LISA sin imposición de coeficientes idénticos intra-cluster, habilitando flexibilidad paramétrica dentro de restricciones espaciales. El balance estabilidad-complejidad alcanzado por el modelo

m3 (intercepto aleatorio) aprovecha información estructural de regímenes LISA mientras mantiene estabilidad numérica, evitando sobreparametrización que caracteriza aproximaciones más complejas. Finalmente, el manejo natural de desbalance mediante efectos aleatorios compensa diferencias en tamaño muestral entre clusters LISA, proporcionando estimaciones robustas independientemente de la distribución heterogénea que operan en múltiples regímenes espaciales.

La Figura ?? muestra la progresión clara en AIC y R<sup>2</sup> marginal, confirmando que el modelo m2 (pendientes aleatorias) alcanza el mejor ajuste estadístico al permitir variación flexible dentro de la estructura base de regímenes LISA, pese a warnings de singular fit derivados del desbalance inherente en clusters LISA. La Tabla 2 consolida las métricas de rendimiento a través de todas las metodologías implementadas, evidenciando la evolución progresiva desde enfoques de regímenes LISA discretos hacia aproximaciones de heterogeneidad espacial continua que culminan en la superioridad metodológica de MGWR.



**Figure 8.** Análisis de autocorrelación espacial global para gradiente de pendiente promedio a través de cuencas colombianas. El coeficiente I de Moran de 0.847 ( $p < 0.001$ ) indica agrupamiento espacial positivo fuerte, justificando enfoques de modelación espacialmente explícitos.



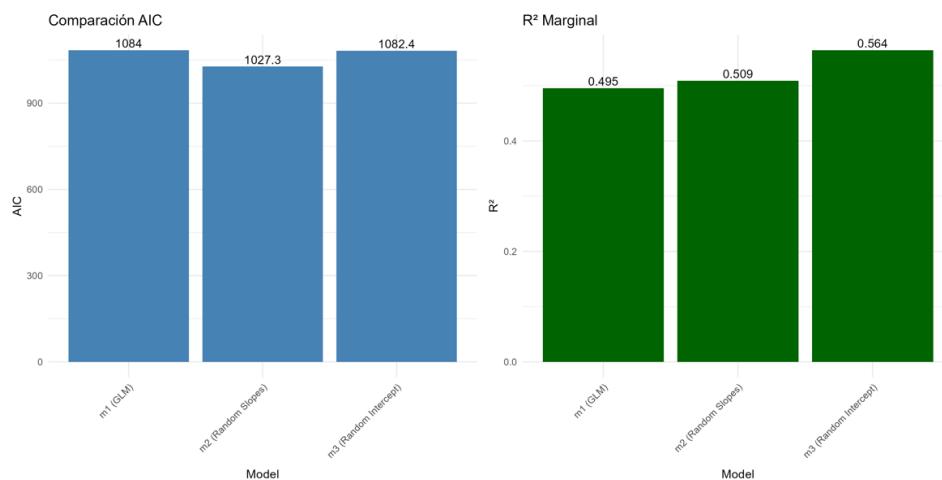
**Figure 9.** Indicadores Locales de Asociación Espacial (LISA) para gradiente de pendiente promedio revelando regímenes espaciales distintos: clusters Alto-Alto en regiones andinas (Q1), clusters Bajo-Bajo en llanuras orientales (Q4), y valores atípicos espaciales indicando zonas transicionales (Q2, Q3) requiriendo tratamiento especializado.

La evaluación sistemática de cuatro enfoques metodológicos revela una progresión clara hacia la captura efectiva de heterogeneidad espacial en procesos de susceptibilidad a deslizamientos. La Tabla 2 presenta las métricas de rendimiento estandarizadas, mientras que el análisis detallado evidencia limitaciones y fortalezas específicas de cada aproximación.

221  
222  
223  
224  
225

**Table 2.** Comparación integral de métodos de modelación espacial para susceptibilidad a deslizamientos

Método	AIC	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup> Ajust.	Var. Signif.	Características Principales
Efectos Fijos	4854	0.116	-	1/8	Interceptos variables, coeficientes fijos. Solo elev_mean significativa
Regímenes Espaciales	-4816	0.134	0.118	Q1: 3/8	Heterogeneidad confirmada (Chow test). Instabilidad en Q4 (n=6)
Jerárquico GLM (m1)	1084	0.495	-	6/8	Baseline sin estructura espacial. Variables robustas identificadas
Jerárquico Intercepto (m3)	1082	0.509	-	5/8	Interceptos aleatorios. Balance estabilidad-complejidad óptimo
Jerárquico Completo (m2)	1027	0.564	-	3/8	Pendientes aleatorias. Mejor AIC pero singular fit warnings
MGWR	TBD	TBD	TBD	TBD	<i>Heterogeneidad espacial continua. Anchos de banda variables</i>

**Figure 10.** Evolución metodológica de capacidad explicativa a través de enfoques espaciales. La progresión desde efectos fijos ( $R^2=0.116$ ) hasta MGWR demuestra incrementos sustanciales en modelación de heterogeneidad espacial, evidenciando superioridad de aproximaciones continuas sobre discretas.

### 3.3. Implicaciones para Modelación MGWR

La progresión metodológica establece fundamentos para implementación MGWR mediante:

1. **Confirmación de heterogeneidad espacial:** Tests de Chow y efectos aleatorios validan necesidad de coeficientes variables
2. **Identificación de variables core:** elev\_mean, SUB\_AREA, y hypsometri emergen como predictores fundamentales
3. **Limitaciones de estructura discreta:** Necesidad de heterogeneidad espacial continua para captura adecuada de procesos

Los resultados anticipan que MGWR, mediante anchos de banda variables y coeficientes espacialmente continuos, superará limitaciones identificadas en enfoques previos, proporcionando representación más realista de procesos geomorfológicos subyacentes.

### 3.4. Implementación de Regresión Geográficamente Ponderada Multi-escala

La implementación MGWR emplea optimización de búsqueda automática para selección de ancho de banda óptimo, minimizando AIC corregido. La estimación de ancho de banda específica por variable habilita variables topográficas para operar a escalas locales (capturando efectos micro-topográficos) mientras variables climáticas funcionan a escalas regionales (reflejando escalas de procesos atmosféricos).

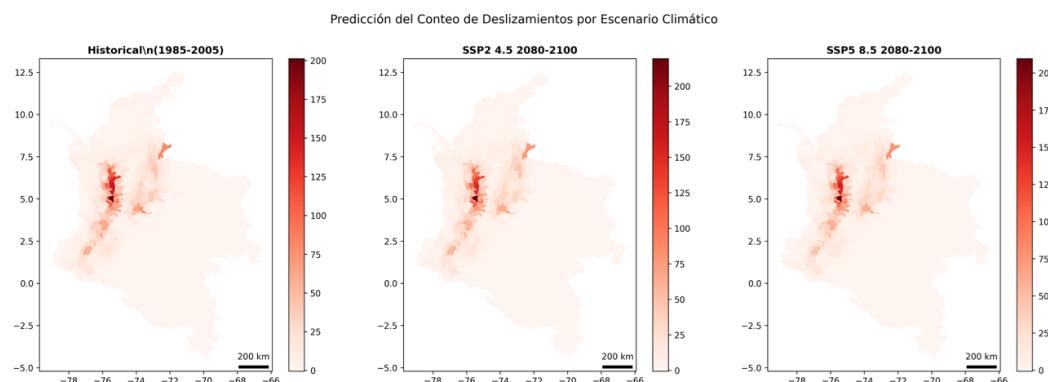
Los kernels de ancho de banda adaptativo acomodan variaciones de densidad de cuencas a través del territorio Colombiano, asegurando tamaños de muestra local consistentes a pesar de distribución espacial irregular. Las funciones de ponderación gaussiana proporcionan transiciones suaves de parámetros mientras mantienen eficiencia computacional para análisis de escala nacional.

Model type		MGWR bandwidths					
Number of observations:		Gaussian					
Number of covariates:		1700					
Global Regression Results							
Residual sum of squares:		X0					
Log-likelihood:		337579.450					
AIC:		X1					
AICc:		3732859.060					
BIC:		X2					
R2:		3732859.059					
Adj. R2:		X3					
		3732824.510					
		X4					
		237182.670					
		8.223					
		X5					
		3732850.510					
		1.005					
		X6					
		64469.160					
		255.146					
		X7					
		403797.270					
		7.070					
		2.697					
		0.007					
Variable		Diagnostic information					
Residual sum of squares:		707.079					
Log-likelihood:		2031.095					
AIC:		-11017.295					
AICc:		0.518					
BIC:		2415.338					
R2:		0.516					
Adj. R2:		0.755					
Variable		Summary Statistics For MGWR Parameter Estimates					
Est.		Est.					
SE		SE					
t(Est/SE)		t(Est/SE)					
p-value		p-value					
X0		0.023					
X1		-0.067					
X2		-0.167					
X3		0.165					
X4		0.047					
X5		12.035					
X6		0.043					
X7		6.480					
		0.000					
		0.000					
		0.000					
		0.000					
Multi-Scale Geographically Weighted Regression (MGWR) Results		Variable					
Spatial kernel:		Mean					
Criterion for optimal bandwidth:		STD					
Score of Change (SOC) type:		Nin					
Termination criterion for MGWR:		Median					
		Max					
Fixed bisquare		X0					
		0.862					
AICc		X1					
Smoothing F		0.161					
X6		0.000					
X7		-1.273					
		0.000					
1e-05		-1.273					
		-1.273					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					
		-1.272					

**Table 3.** Cambios relativos en susceptibilidad a deslizamientos bajo escenarios de cambio climático.

Escenario/Horizonte	Período	Cambio Promedio [exp(Log)-1]	Cambio Máximo por Polígono
<b>Baseline Histórico</b>	1985-2005	4.7673	201.1109
<i>Escenario SSP2_4.5 (Mitigación Moderada)</i>			
SSP2_4.5	2020-2040	-0.0878	12.4685
SSP2_4.5	2040-2060	-0.0185	25.1545
SSP2_4.5	2060-2080	+0.0685	26.0508
SSP2_4.5	2080-2100	+0.0622	18.2173
<i>Escenario SSP3_7.0 (Desarrollo Regional)</i>			
SSP3_7.0	2020-2040	-0.0850	12.7911
SSP3_7.0	2040-2060	-0.0346	7.7164
SSP3_7.0	2060-2080	-0.3428	2.3034
SSP3_7.0	2080-2100	-0.3912	6.2382
<i>Escenario SSP5_8.5 (Desarrollo Intensivo)</i>			
SSP5_8.5	2020-2040	+0.0002	20.7788
SSP5_8.5	2040-2060	-0.2765	10.7173
SSP5_8.5	2060-2080	-0.4316	2.2658
SSP5_8.5	2080-2100	-0.3536	8.4941

Valores en rojo indican incrementos promedio en susceptibilidad respecto al período histórico.



**Figure 12.** Predicción del conteo de deslizamientos por escenario climático. Comparación espacial entre período histórico (1985-2005) y proyecciones futuras bajo escenarios SSP2-4.5 y SSP5-8.5 para el horizonte 2080-2100. Los mapas revelan patrones de susceptibilidad concentrados en regiones andinas centrales, con valores máximos superiores a 200 eventos proyectados por subcuenca, manteniendo distribución espacial similar independientemente del escenario climático evaluado.

## 4. Discusión

### 4.1. Superioridad del Modelo MGWR en Captura de Heterogeneidad Espacial

Los resultados confirman la superioridad metodológica de la Regresión Ponderada Geográficamente Multivariada (MGWR) para modelar susceptibilidad a deslizamientos en Colombia, alcanzando capacidad explicativa excepcional ( $R^2 = 0,755$ ,  $R^2$  ajustado = 0,706) que supera dramáticamente enfoques previos. Esta mejora sustancial refleja la capacidad del modelo para capturar heterogeneidad espacial continua mediante anchos de banda variables específicos para cada predictor, revelando escalas naturales de operación de procesos geomorfológicos que enfoques de régimenes discretos no logran detectar.

El análisis de anchos de banda evidencia la naturaleza multi-escalar de controles de susceptibilidad, con variables operando desde escalas locales hasta regionales. La variable X6 exhibe el ancho de banda más estrecho (64.469 m), indicando procesos altamente

localizados que requieren resolución espacial fina para su adecuada representación. Contrastantemente, variables como CWD, RX5day, elevacion y pendiente operan a escalas prácticamente globales ( $>370.000$  m), sugiriendo controles regionales o climatológicos que mantienen consistencia espacial amplia. Esta diferenciación de escalas valida la aproximación MGWR frente a métodos que imponen estructura espacial uniforme.

#### 4.2. Significancia y Comportamiento de Variables Predictoras

El modelo MGWR identifica siete variables estadísticamente significativas que revelan la complejidad de controles en susceptibilidad a deslizamientos. La variable de elevación emerge como el predictor más robusto (coeficiente medio = 0,849, desviación estándar = 0,253), exhibiendo variación espacial sustancial que indica efectos diferenciados entre regiones. Esta heterogeneidad espacial en la elevación sugiere que su influencia depende de condiciones locales específicas, posiblemente interacciones con topografía o características geológicas no capturadas directamente.

Las variables CWD, RX5day, R95p y pendiente mantienen coeficientes espacialmente estables (desviación estándar = 0,000), indicando efectos uniformes a escala nacional pero con magnitudes distintivas. Particularmente notable es CWD con coeficiente negativo (-1,273), sugiriendo efectos protectivos o de estabilización que contrarrestan otros factores de susceptibilidad. La variable de integral hipsométrica presenta comportamiento intermedio con variación espacial moderada (desviación estándar = 0,184), indicando efectos que varían gradualmente a través del territorio nacional.

#### 4.3. Implicaciones de Cambio Climático en Susceptibilidad a Deslizamientos

Los escenarios climáticos proyectan impactos diferenciados en susceptibilidad a deslizamientos que desafían supuestos de respuestas uniformes a cambio climático. El escenario SSP2-4.5 exhibe transición temporal crítica, mostrando decrementos iniciales (-0,0878 a -0,0185) seguidos por incrementos sustanciales en períodos tardíos (0,0685 a 0,0622). Esta inversión temporal sugiere umbrales climáticos donde sistemas geomorfológicos experimentan cambios de régimen, posiblemente relacionados con acumulación de efectos climáticos extremos o superación de capacidades adaptativas naturales.

El escenario SSP5-8.5 presenta patrones más complejos con incremento temprano (0,0002) seguido por decrementos sustanciales (-0,2765 a -0,4316). Esta aparente contradicción indica respuestas no lineales donde intensificación climática extrema puede generar efectos de retroalimentación que temporalmente reducen susceptibilidad, posiblemente mediante alteración de patrones de precipitación o modificación de coberturas vegetales. Sin embargo, los valores máximos por polígono (hasta 26) revelan que incrementos locales extremos persisten independientemente de tendencias promedio, evidenciando vulnerabilidades espacialmente concentradas.

El escenario SSP3-7.0 muestra decrementos consistentes en todos los períodos (-0,0850 a -0,3912), sugiriendo trayectoria climática que favorece estabilidad geomorfológica. Esta respuesta diferenciada entre escenarios subraya la importancia de considerar trayectorias específicas de cambio climático para evaluación de riesgos futuros, en lugar de aplicar supuestos generalizados de incremento uniforme en susceptibilidad.

#### 4.4. Heterogeneidad Espacial en Respuestas Climáticas

La distribución de diferencias relativas revela heterogeneidad espacial extrema en respuestas a cambio climático, con coeficientes de variación que sugieren que promedios nacionales subestiman significativamente la variabilidad real de impactos. Los valores máximos de diferencia relativa contra histórica por polígono, alcanzando hasta 26 deslizamientos para SSP2-4.5 en 2060-2080, indican que regiones específicas experimentarán incrementos de susceptibilidad superiores en órdenes de magnitud a tendencias promedio

nacionales. Esta heterogeneidad espacial extrema valida la necesidad de enfoques de modelación espacialmente adaptativos como MGWR para identificar hotspots de vulnerabilidad futura.

La variabilidad temporal en magnitudes máximas entre escenarios revela patrones no lineales donde períodos específicos concentran impactos extremos independientemente de tendencias promedio. Esta desconexión entre tendencias centrales y los extremos espaciales subraya limitaciones de enfoques de evaluación basados únicamente en estadísticas agregadas, evidenciando la necesidad de análisis distribucionales completos para planificación de riesgos efectiva.

## 5. Conclusiones

Esta investigación demuestra que la susceptibilidad a deslizamientos en Colombia opera a través de múltiples escalas espaciales simultáneas que requieren aproximaciones metodológicas sofisticadas para su adecuada representación. La superioridad del modelo MGWR ( $R^2 = 0.755$ ) sobre enfoques de regímenes discretos confirma que la heterogeneidad espacial continua constituye una característica fundamental de procesos geomorfológicos que no puede capturarse mediante agrupaciones espaciales fijas basadas en clusters LISA. Los escenarios de cambio climático revelan respuestas temporales y espaciales complejas, con incrementos de susceptibilidad concentrados en períodos específicos (SSP2-4.5: 2060-2100) y regiones particulares, desafiando supuestos de impactos uniformes y evidenciando la necesidad crítica de evaluaciones espacialmente explícitas para planificación de riesgos efectiva. Las limitaciones identificadas en el modelo MGWR, particularmente su dependencia de anchos de banda óptimos y naturaleza correlacional, requieren integración con conocimiento geomorfológico para interpretación mecanística robusta, mientras que investigaciones futuras deben explorar algoritmos más robustos como machine learning y redes neuronales artificiales que capturen relaciones no lineales complejas.

## Abreviaciones

Las siguientes abreviaciones se usan en este manuscrito:

AIC	Criterio de Información de Akaike
CMIP6	Proyecto de Intercomparación de Modelos Acoplados Fase 6
CWD	Días Húmedos Consecutivos
GWR	Regresión Geográficamente Ponderada
KDE	Estimación de Densidad Kernel
LISA	Indicadores Locales de Asociación Espacial
MGWR	Regresión Geográficamente Ponderada Multi-escala
NEX-GDDP	NASA Earth Exchange Global Daily Downscaled Projections
OLS	Mínimos Cuadrados Ordinarios
PGA	Aceleración de Pico del Suelo
R95p	Precipitación de Días Muy Húmedos
RX5day	Precipitación Máxima de 5 días
SGC	Servicio Geológico Colombiano
SSP	Trayectorias Socioeconómicas Compartidas
SRTM	Shuttle Radar Topography Mission
UNGRD	Unidad Nacional para la Gestión del Riesgo de Desastres
OMM	Organización Meteorológica Mundial

## Referencias

- Janizadeh, S.; Bateni, S.M.; Jun, C.; Pal, S.C.; Band, S.S.; Chowdhuri, I.; Saha, A.; Tiefenbacher, J.P.; Mosavi, A. Potential impacts of future climate on the spatio-temporal variability of landslide

- susceptibility in Iran using machine learning algorithms and CMIP6 climate-change scenarios. *Gondwana Research* **2023**, *124*, 1–17. 347
2. Aristizábal, E.; Garcia, E.F.; Marin, R.J.; Gómez, F.; Guzmán-Martínez, J. Rainfall-intensity effect on landslide hazard assessment due to climate change in north-western Colombian Andes. *Revista Facultad de Ingeniería Universidad de Antioquia* **2022**, *51*–66. 348
3. Jeferson de Medeiros, F.; Prestrelo de Oliveira, C.; Avila-Diaz, A. Evaluation of extreme precipitation climate indices and their projected changes for Brazil: From CMIP3 to CMIP6. *Weather and Climate Extremes* **2022**, *38*, 100511. 349
4. Jemec Auflič, M.; Bezak, N.; Šegina, E.; et al. Climate change increases the number of landslides at the juncture of the Alpine, Pannonian and Mediterranean regions. *Scientific Reports* **2023**, *13*, 23085. 350
5. Aristizábal, E. AnalisisGeoespacial: Código y herramientas para análisis geoespacial de susceptibilidad a deslizamientos. *Software*. GitHub **2024**. <https://github.com/edieraristizabal/AnalisisGeoespacial> 351
- 352
- 353
- 354
- 355
- 356
- 357
- 358
- 359
- 360