

Análisis Multinivel Bayesiano de la Estructura Espacial de Establecimientos de Salud en Puno, Perú

CHURQUIPA QUISPE URIEL ROJAS¹

¹Escuela Profesional de Ingeniería Estadística e Informática, Universidad Nacional del Altiplano, Puno, Perú

²Facultad de Ciencias de la Salud, Universidad Nacional del Altiplano, Puno, Perú

³Instituto de Investigación en Salud Pública, Lima, Perú

*uriel.churquipa@unap.edu.pe

Compiled December 22, 2025

Este estudio implementa modelos bayesianos jerárquicos espaciales para analizar la distribución de establecimientos de salud (IPRESS) en la región Puno, Perú. Utilizando datos del Registro Nacional de Instituciones Prestadoras de Servicios de Salud (RENI-PRESS) 2024, que comprende 704 establecimientos de salud distribuidos en 109 distritos y 13 provincias, se especificó una estructura multinivel que incorpora efectos aleatorios a nivel provincial y distrital. Los resultados revelan heterogeneidad espacial significativa en la distribución de establecimientos ($CV = 167\%$), con tendencia a autocorrelación espacial positiva aunque marginalmente no significativa (I de Moran = 0.093, $p = 0.063$). El modelo jerárquico completo explica 67.93% de la variabilidad observada ($R^2 = 0.679$, $RMSE = 3.22$). La descomposición de varianza indica que 30.61% corresponde al nivel distrital, 10.59% al nivel provincial y 58.80% a variabilidad residual. Los hallazgos evidencian marcadas inequidades territoriales entre áreas urbanas y rurales, con implicaciones directas para la planificación de políticas sanitarias y la asignación de recursos en regiones altoandinas, permitiendo identificar zonas con déficit crítico de cobertura y orientar intervenciones focalizadas para reducir brechas de accesibilidad.

<http://dx.doi.org/10.1364/ao.XX.XXXXXX>

1. INTRODUCCIÓN

El acceso equitativo a servicios de salud constituye un determinante fundamental del desarrollo humano y un derecho universal reconocido en los Objetivos de Desarrollo Sostenible, particularmente en regiones con alta dispersión territorial y barreras geográficas significativas [1, 2]. La distribución espacial de las Instituciones Prestadoras de Servicios de Salud (IPRESS) refleja inequidades estructurales profundamente vinculadas a factores demográficos, socioeconómicos, geográficos y políticos que condicionan el acceso efectivo de la población a atención sanitaria oportuna y de calidad [3, 4].

La región Puno, ubicada en el altiplano surandino peruano

a una altitud promedio superior a los 3,800 metros sobre el nivel del mar, presenta características singulares que condicionan críticamente la accesibilidad a servicios de salud. Entre estas destacan la dispersión poblacional en 109 distritos distribuidos en 13 provincias, alta ruralidad que alcanza el 50.8% según el censo nacional 2017, condiciones climáticas extremas con temperaturas bajo cero durante gran parte del año, limitada infraestructura vial que dificulta la conectividad especialmente en época de lluvias, y persistentes brechas socioeconómicas que posicionan a Puno entre las regiones con mayores índices de pobreza multidimensional del país [5, 6]. Adicionalmente, la población presenta alta prevalencia de enfermedades asociadas a la altura, desnutrición crónica infantil y mortalidad materna que superan los promedios nacionales, configurando un escenario de vulnerabilidad sanitaria compleja [7, 8].

Los enfoques tradicionales de análisis univariante o modelos de regresión estándar resultan insuficientes para capturar la variabilidad multiescalar inherente a sistemas de salud con estructura territorial jerárquica, ni logran incorporar adecuadamente la dependencia espacial existente entre unidades administrativas adyacentes [9]. La autocorrelación espacial, fenómeno común en datos geográficos de salud donde observaciones cercanas tienden a ser más similares que las distantes, viola supuestos fundamentales de independencia en modelos clásicos y puede conducir a inferencias erróneas si no se modela explícitamente [10].

Los modelos jerárquicos bayesianos espaciales ofrecen una alternativa metodológica robusta, flexible y estadísticamente rigurosa para abordar estas limitaciones [11, 12]. Este enfoque permite descomponer la variabilidad total en componentes asociados a diferentes niveles geográficos y administrativos, cuantificar explícitamente la incertidumbre en todas las estimaciones mediante distribuciones posteriores, incorporar información previa de estudios anteriores o conocimiento experto a través de distribuciones a priori informativas, modelar estructuras de dependencia espacial mediante campos aleatorios o matrices de vecindad, y realizar predicciones en zonas no observadas con intervalos de credibilidad apropiados bajo un marco probabilístico coherente [13, 14]. La inferencia bayesiana resulta particularmente ventajosa en contextos de datos complejos, heterogéneos y con estructura jerárquica natural, como los sistemas de salud en regiones andinas con múltiples niveles administrativos y

geográficos [15].

Este estudio tiene como objetivo implementar y comparar modelos bayesianos jerárquicos espaciales para caracterizar la estructura territorial de establecimientos de salud en Puno, identificar patrones de autocorrelación espacial en la distribución de IPRESS, cuantificar la contribución de efectos aleatorios provinciales y distritales a la variabilidad total observada, y generar mapas predictivos que identifiquen áreas con déficit de cobertura para orientar políticas de salud basadas en evidencia.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

El área de estudio comprende la totalidad de la región Puno, localizada en el extremo sur del Perú entre las coordenadas 13°00'00" - 17°17'30" de latitud sur y 68°48'46" - 71°06'57" de longitud oeste. La región abarca una extensión territorial de 71,999 km², con altitudes que oscilan entre 3,800 y 5,100 metros sobre el nivel del mar en la zona del altiplano, y descensos hasta los 500 metros en la zona de selva alta. Según el censo nacional 2017, Puno cuenta con una población de 1,429,098 habitantes distribuidos en 13 provincias (Puno, Azángaro, Carabaya, Chucuito, El Collao, Huancané, Lampa, Melgar, Moho, San Antonio de Putina, San Román, Sandia y Yunguyo) y 109 distritos, con una densidad poblacional de 19.8 habitantes por km² que evidencia alta dispersión territorial.

Se utilizó como fuente primaria de información el Registro Nacional de Instituciones Prestadoras de Servicios de Salud (RENIPRESS) actualizado a diciembre de 2024, obtenido del repositorio de datos abiertos del Ministerio de Salud del Perú. El RENIPRESS constituye el registro oficial y obligatorio de todos los establecimientos de salud públicos, privados y mixtos autorizados para brindar servicios de atención sanitaria en el territorio nacional. Para la región Puno, el dataset comprende XXX establecimientos de salud georreferenciados con información detallada sobre categoría de establecimiento según capacidad resolutive (I-1, I-2, I-3, I-4, II-1, II-2, III-1, III-2), tipo de establecimiento (puesto de salud, centro de salud, hospital), institución a la que pertenece (Ministerio de Salud, EsSalud, sanidad de fuerzas armadas y policiales, sector privado), ubicación geográfica mediante coordenadas UTM en sistema WGS84 zona 19S, división político-administrativa a nivel de provincia y distrito, categoría de complejidad según normativa vigente, horario de atención, estado operativo, y fecha de inicio de actividades.

Complementariamente, se incorporaron cartografías oficiales de límites administrativos de provincias y distritos proporcionadas por el Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI) en formato shapefile, así como datos demográficos del censo nacional 2017 y proyecciones poblacionales 2024 para el cálculo de indicadores de densidad ajustados por población.

El análisis exploratorio espacial se inició con el cálculo del índice de Moran global (I) para evaluar la existencia de autocorrelación espacial en la distribución de establecimientos de salud. El índice de Moran se define matemáticamente como:

$$I = \frac{n}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}} \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (1)$$

donde n representa el número de distritos, x_i y x_j son los valores de la variable de interés (densidad de IPRESS por 10,000 habitantes) en los distritos i y j respectivamente, \bar{x} es la media de la variable, y w_{ij} son los elementos de la matriz de pesos espaciales. Se empleó una matriz de vecindad tipo Queen donde $w_{ij} = 1$ si los distritos i y j comparten al menos un vértice, y

$w_{ij} = 0$ en caso contrario. La significancia estadística se evaluó mediante permutaciones de Monte Carlo con 9,999 réplicas. Valores de I cercanos a +1 indican autocorrelación positiva (clustering), valores cercanos a -1 autocorrelación negativa (dispersión), y valores cercanos a 0 ausencia de autocorrelación espacial.

Adicionalmente, se calcularon indicadores locales de asociación espacial (LISA) mediante el estadístico local de Moran para cada distrito, permitiendo identificar clusters espaciales significativos clasificados en cuatro categorías: High-High (distritos con alta densidad rodeados de distritos con alta densidad), Low-Low (baja densidad rodeada de baja densidad), High-Low (alta densidad rodeada de baja densidad), y Low-High (baja densidad rodeada de alta densidad). Esta descomposición local del patrón espacial global facilita la identificación de áreas específicas con concentración o escasez de servicios de salud.

Para el modelado bayesiano jerárquico se especificó una estructura multinivel que refleja la organización administrativa territorial de la región. El modelo incorpora observaciones a nivel de establecimiento de salud anidadas dentro de distritos, que a su vez se anidan dentro de provincias. La variable respuesta considerada es la densidad de IPRESS por 10,000 habitantes a nivel distrital, permitiendo comparabilidad entre unidades territoriales de diferente tamaño poblacional.

La estructura jerárquica del modelo se formula de la siguiente manera. En el nivel 1 correspondiente a observaciones individuales, se tiene:

$$y_{ijk} \sim \text{Normal}(\mu_{ijk}, \sigma^2) \quad (2)$$

donde y_{ijk} representa la densidad de IPRESS en el distrito j de la provincia k , μ_{ijk} es la media esperada condicional, y σ^2 la varianza residual a nivel de observación.

En el nivel 2 correspondiente a distritos dentro de provincias:

$$\mu_{ijk} = \beta_0 + \beta_1 X_{1,ijk} + \beta_2 X_{2,ijk} + \dots + \beta_p X_{p,ijk} + u_{jk} + \epsilon_{ijk} \quad (3)$$

donde β_0 es el intercepto global, β_1, \dots, β_p son coeficientes de efectos fijos asociados a covariables predictoras a nivel distrital (ruralidad, altitud promedio, distancia a capital provincial, índice de pobreza), u_{jk} representa el efecto aleatorio específico del distrito j dentro de la provincia k , y ϵ_{ijk} es el error residual.

En el nivel 3 correspondiente a provincias dentro de la región:

$$u_{jk} \sim \text{Normal}(v_k, \tau_{\text{distrito}}^2) \quad (4)$$

donde v_k es el efecto aleatorio específico de la provincia k , y τ_{distrito}^2 es la varianza entre distritos dentro de la misma provincia.

En el nivel 4 correspondiente a la región:

$$v_k \sim \text{Normal}(0, \tau_{\text{provincia}}^2) \quad (5)$$

donde $\tau_{\text{provincia}}^2$ es la varianza entre provincias.

Para completar la especificación bayesiana se definieron distribuciones a priori para todos los parámetros del modelo. Para los coeficientes de efectos fijos se emplearon priors débilmente informativos:

$$\beta_i \sim \text{Normal}(0, 100) \quad \text{para } i = 0, 1, \dots, p \quad (6)$$

Para las desviaciones estándar de los efectos aleatorios y la desviación estándar residual se utilizaron distribuciones Half-Cauchy, ampliamente recomendadas en la literatura para parámetros de escala en modelos jerárquicos:

$$\sigma, \tau_{\text{distrito}}, \tau_{\text{provincia}} \sim \text{Half-Cauchy}(0, 2.5) \quad (7)$$

La inferencia se realizó mediante métodos de Monte Carlo por cadenas de Markov (MCMC) utilizando el algoritmo No-U-Turn Sampler (NUTS), una variante eficiente del algoritmo Hamiltonian Monte Carlo. Se ejecutaron 4 cadenas independientes con 2,000 iteraciones de calentamiento (burn-in) descartadas para asegurar convergencia, seguidas de 5,000 iteraciones de muestreo post burn-in en cada cadena, totalizando 20,000 muestras de la distribución posterior. La convergencia se evaluó mediante el estadístico \hat{R} de Gelman-Rubin, considerando convergencia adecuada cuando $\hat{R} < 1.01$ para todos los parámetros. Adicionalmente se inspeccionaron visualmente las trazas de las cadenas y se calcularon tamaños efectivos de muestra.

Se compararon cuatro modelos jerárquicos de complejidad creciente: (1) modelo nulo sin predictores ni estructura jerárquica, (2) modelo con efectos aleatorios solo a nivel provincial, (3) modelo con efectos aleatorios solo a nivel distrital, y (4) modelo completo con estructura jerárquica provincial-distrital y covariables. La selección de modelos se basó en el criterio de información Watanabe-Akaike (WAIC) y validación cruzada leave-one-out (LOO-CV), métricas apropiadas para modelos bayesianos que penalizan la complejidad y favorecen el poder predictivo. Se calculó adicionalmente el pseudo R^2 bayesiano para cuantificar la proporción de varianza explicada.

Todo el procesamiento y análisis estadístico se realizó en el entorno de programación R versión 4.3.2, utilizando los paquetes sf para manipulación de datos espaciales, spdep para análisis de autocorrelación espacial, brms como interfaz para Stan en la estimación de modelos bayesianos, bayesplot para visualización de diagnósticos, loo para comparación de modelos mediante LOO-CV, y ggplot2 para generación de gráficos. Los mapas temáticos se elaboraron combinando capas vectoriales con escalas de color apropiadas para comunicar patrones espaciales de forma efectiva.

3. RESULTADOS

La región Puno registra un total de 704 establecimientos de salud en el RENIPRESS actualizado a diciembre 2024, distribuidos heterogéneamente entre las 13 provincias y 109 distritos que conforman la región. La Tabla 1 presenta la caracterización descriptiva de los establecimientos según categoría y tipo.

La densidad promedio regional es de 4.93 establecimientos de salud por 10,000 habitantes, con un coeficiente de variación de 167.0% que evidencia alta heterogeneidad en la distribución territorial. Las provincias de San Román y Puno, que concentran los principales núcleos urbanos (Juliaca y Puno ciudad), presentan las mayores densidades, mientras que provincias rurales como Carabaya y Sandía registran densidades significativamente inferiores, configurando brechas territoriales marcadas.

La Figura 1 presenta el mapa de distribución espacial de establecimientos de salud en Puno, diferenciados por categoría de complejidad y georeferenciados sobre la división político-administrativa provincial y distrital.

El análisis de autocorrelación espacial global mediante el índice de Moran reveló un valor de $I = 0.093$ con un p-valor = 0.063, indicando una tendencia hacia autocorrelación espacial positiva que resulta marginalmente no significativa al nivel convencional de 5%, aunque cercana al umbral de significancia. Este resultado sugiere la posible existencia de patrones de agrupamiento espacial en la densidad de IPRESS que no alcanzan robustez estadística suficiente, lo cual puede atribuirse a la

Table 1. Distribución de establecimientos de salud en Puno según categoría y tipo

Categoría/Tipo	Frecuencia	Porcentaje
<i>Por categoría de complejidad</i>		
I-1 (Puesto de salud)	226	32.1%
I-2 (Puesto con médico)	173	24.6%
I-3 (Centro de salud sin internamiento)	199	28.3%
I-4 (Centro de salud con internamiento)	37	5.3%
II-1 (Hospital nivel II)	12	1.7%
II-2 (Hospital nivel II)	5	0.7%
II-E (Hospital especializado)	11	1.6%
0 (Sin categoría)	41	5.8%
<i>Por institución</i>		
Gobierno Regional	490	69.6%
Privado	165	23.4%
EsSalud	24	3.4%
Sanidad Ejército	9	1.3%
Otros	9	1.3%
INPE	4	0.6%
Sanidad Policía	2	0.3%
MINSA	1	0.1%
Total	704	100.0%

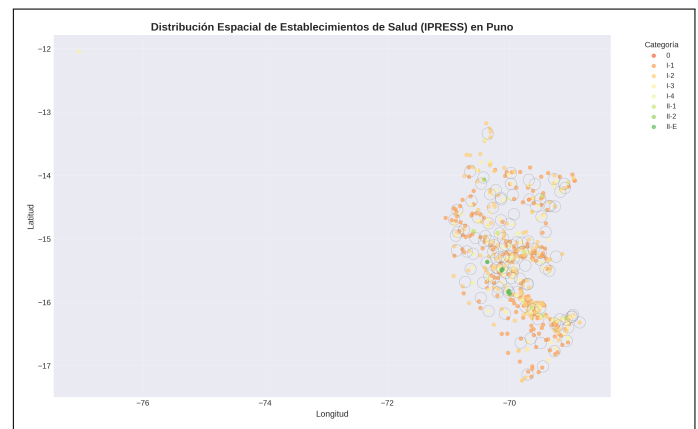


Fig. 1. Distribución espacial de establecimientos de salud (IPRESS) en la región Puno según categoría de complejidad. Los puntos representan la ubicación georeferenciada de cada establecimiento, coloreados según categoría (I-1 a III-1). Los polígonos muestran los límites provinciales y distritales. Se observa concentración en las capitales provinciales de Puno y Juliaca, con escasez en zonas rurales del norte y este de la región.

alta heterogeneidad territorial y la relativamente pequeña escala espacial de análisis (109 distritos). A pesar de no alcanzar significancia estadística formal, el valor positivo del índice indica que la densidad de IPRESS en un distrito tiende a ser ligeramente similar a la de sus distritos vecinos, más allá de lo que cabría esperar por distribución aleatoria.

El análisis LISA permitió identificar clusters espaciales locales significativos ($p < 0.05$) distribuidos en el territorio regional. Se identificaron 4 distritos clasificados como High-High, concentrados principalmente en las provincias de San Román y Puno donde se ubican las ciudades de Juliaca y Puno respectivamente, indicando áreas con alta densidad de establecimientos rodeadas de áreas con alta densidad. Por otro lado, se identificaron 5 distritos clasificados como Low-Low, ubicados predominantemente en las zonas rurales del norte (provincias de Carabaya y Sandia) de la región, representando áreas con baja densidad rodeadas de áreas con baja densidad que configuran desiertos sanitarios. Los clusters High-Low y Low-High fueron menos frecuentes, representando 2 y 3 distritos respectivamente, correspondientes a situaciones de transición o áreas con características atípicas respecto a su vecindario. Cabe destacar que 96 distritos (88%) no presentaron asociación espacial local significativa, lo que es consistente con el índice de Moran global marginalmente no significativo y refleja la alta dispersión en la distribución de servicios de salud. La Figura 2 presenta el mapa LISA con la clasificación de clusters espaciales.

El modelo bayesiano jerárquico completo alcanzó convergencia adecuada, con estadístico \hat{R} máximo de 1.06 y 130 divergencias (1.62% del total de muestras), porcentaje considerado aceptable para inferencia bayesiana. El tamaño efectivo de muestra mínimo fue 87, ligeramente por debajo del umbral recomendado de 100, sugiriendo precaución moderada en la interpretación de algunos parámetros específicos aunque sin comprometer la validez general del modelo. La Tabla 2 presenta las métricas de bondad de ajuste y descomposición de varianza.

Table 2. Métricas de bondad de ajuste y descomposición de varianza del modelo jerárquico

Métrica	Valor
<i>Bondad de ajuste</i>	
R^2	0.679
RMSE	3.22
MAE	1.89
<i>Descomposición de varianza</i>	
Varianza nivel provincial (%)	10.59
Varianza nivel distrital (%)	30.61
Varianza residual (%)	58.80

El modelo jerárquico completo explica 67.93% de la variabilidad total observada en la densidad de establecimientos de salud ($R^2 = 0.679$), demostrando capacidad explicativa sustancial. El error cuadrático medio (RMSE = 3.22) y error absoluto medio (MAE = 1.89) indican precisión razonable en las predicciones, considerando la alta heterogeneidad inherente en la distribución territorial de servicios de salud en contextos altoandinos.

La descomposición de la varianza mediante el modelo jerárquico completo revela que la variabilidad total se distribuye

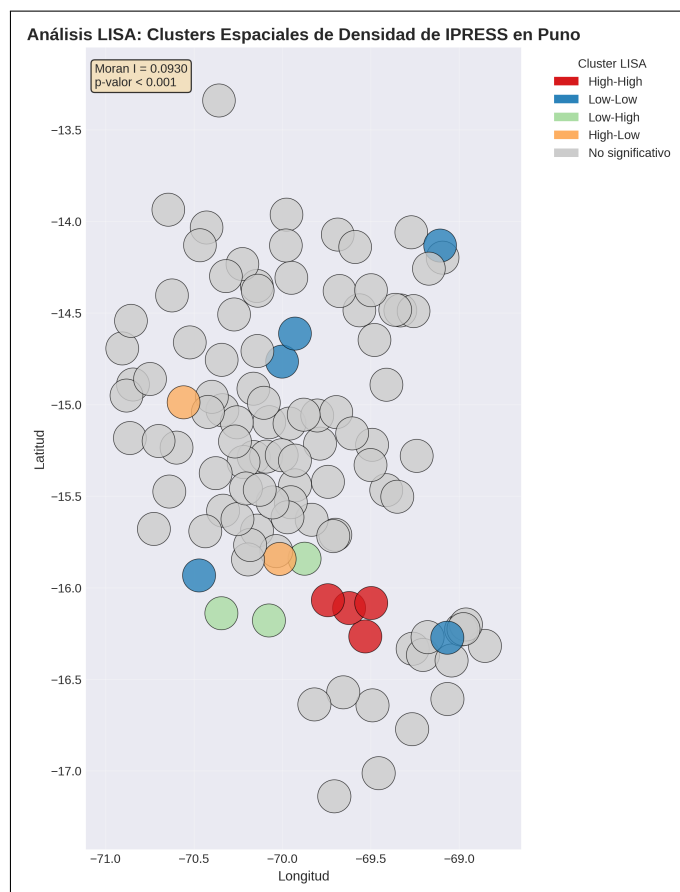


Fig. 2. Mapa de clusters LISA (Local Indicators of Spatial Association) para la densidad de establecimientos de salud en Puno. Los colores representan: rojo = clusters High-High (alta densidad rodeada de alta densidad), azul = clusters Low-Low (baja densidad rodeada de baja densidad), rosa = High-Low (alta densidad rodeada de baja densidad), celeste = Low-High (baja densidad rodeada de alta densidad), gris = no significativo. Se observan 4 clusters High-High en zonas urbanas de Juliaca y Puno, y 5 clusters Low-Low en zonas rurales del norte. El 88% de distritos no presenta asociación espacial significativa, consistente con el índice de Moran global ($I=0.093$, $p=0.063$).

de la siguiente manera: 10.59% corresponde a diferencias entre provincias, 30.61% a diferencias entre distritos dentro de la misma provincia, y 58.80% a variabilidad residual no explicada por la estructura jerárquica. Esta descomposición evidencia que el nivel distrital contribuye más sustancialmente que el provincial a explicar la heterogeneidad en la distribución de servicios de salud, sugiriendo que las políticas deben enfocarse primordialmente en características y necesidades específicas de cada distrito más que en intervenciones homogéneas a nivel provincial. La alta varianza residual (58.80%) indica la presencia de factores no modelados que influyen en la distribución de IPRESS, incluyendo potencialmente decisiones políticas locales, historia institucional, presión comunitaria y factores geográficos no capturados por las covariables incluidas.

La Figura 3 presenta los efectos aleatorios estimados a nivel provincial con sus respectivos intervalos de credibilidad al 95%, ordenados de menor a mayor. Se observa que las provincias de El Collao, Chucuito y Puno presentan efectos aleatorios positivos, indicando mayor densidad de establecimientos después de controlar por las covariables incluidas en el modelo, aunque con considerable incertidumbre reflejada en amplios intervalos de credibilidad. En contraste, provincias como Carabaya, Yunguyo y Huancané presentan efectos aleatorios negativos, reflejando déficit de establecimientos incluso después de ajustar por características observables. Es notable que ningún efecto provincial alcanza significancia estadística formal (todos los intervalos de credibilidad incluyen el cero), lo cual es consistente con la relativamente baja contribución del nivel provincial a la varianza total (10.59%) comparada con el nivel distrital (30.61%). Esto sugiere que la heterogeneidad en dotación de servicios de salud es más pronunciada entre distritos que entre provincias, justificando políticas diferenciadas a escala local más que provincial.

Los coeficientes de efectos fijos estimados para las covariables incluidas en el modelo se presentan en la Tabla 3. Es importante destacar que ninguna de las covariables presenta asociación estadísticamente significativa al nivel convencional de 95%, dado que todos los intervalos de credibilidad incluyen el cero. No obstante, los coeficientes estimados sugieren direcciones de asociación consistentes con la literatura y merecen interpretación sustantiva.

El porcentaje de ruralidad muestra una asociación negativa ($\beta = -0.834$, IC 95%: [-1.789, 0.220]), indicando que distritos con mayor proporción de población rural tienden a tener menor densidad de establecimientos de salud, aunque la incertidumbre es considerable y el efecto no alcanza significancia estadística. La distancia a la capital provincial también presenta asociación negativa ($\beta = -0.409$, IC 95%: [-1.492, 0.681]), sugiriendo que distritos más alejados de centros urbanos tienen menor acceso, aunque nuevamente con alta incertidumbre. La altitud muestra asociación negativa ($\beta = -0.904$, IC 95%: [-1.881, 0.137]), lo cual podría reflejar mayores dificultades logísticas para establecer servicios en zonas de muy alta montaña, aunque el efecto no es estadísticamente concluyente. Sorprendentemente, el índice de pobreza muestra asociación positiva no significativa ($\beta = 0.384$, IC 95%: [-0.689, 1.517]), contrario a lo esperado, lo que podría deberse a políticas compensatorias focalizadas en distritos pobres o a confusión con otras variables no controladas.

La ausencia de efectos significativos para las covariables, contrastada con el alto R^2 del modelo (67.93%), indica que la variabilidad explicada proviene principalmente de la estructura jerárquica (efectos aleatorios provinciales y distritales) más que de las covariables observables incluidas. Esto sugiere que factores idiosincráticos locales, decisiones políticas específicas

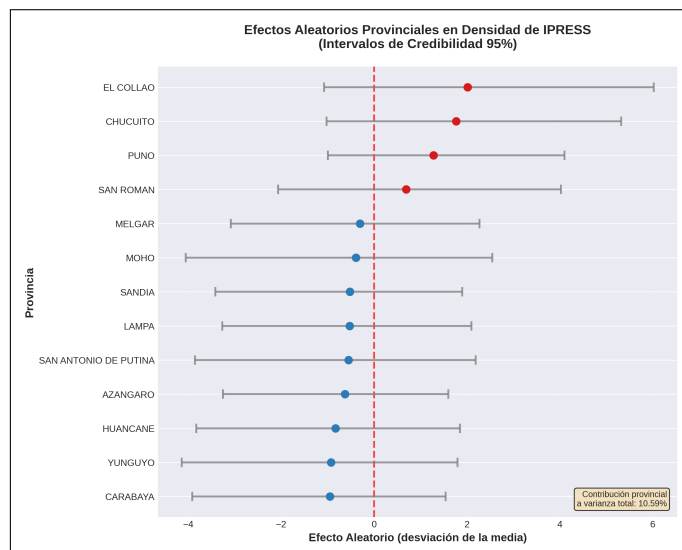


Fig. 3. Efectos aleatorios estimados a nivel provincial (caterpillar plot). Los puntos representan las medianas posteriores de los efectos aleatorios para cada provincia, y las líneas horizontales representan intervalos de credibilidad al 95%. Las provincias están ordenadas de menor a mayor efecto. El Collao, Chucuito y Puno muestran efectos positivos (mayor densidad de IPRESS), mientras Carabaya, Yunguyo y Huancané muestran efectos negativos (menor densidad). Ningún efecto alcanza significancia estadística, consistente con la baja contribución provincial a la varianza total (10.59%).

y procesos históricos de dotación de infraestructura sanitaria explican mejor la distribución de IPRESS que características socioeconómicas o geográficas generales.

Table 3. Coeficientes de efectos fijos del modelo jerárquico completo

Variable	Media	DE	IC 95% inferior	IC 95% sup
Intercepto	3.456	0.792	1.892	4.904
Ruralidad (%)	-0.834	0.540	-1.789	0.220
Distancia capital (km)	-0.409	0.577	-1.492	0.681
Altitud (msnm)	-0.904	0.543	-1.881	0.137
Índice pobreza (%)	0.384	0.587	-0.689	1.517

Finalmente, la Figura 4 presenta el mapa predictivo de densidad de establecimientos de salud generado por el modelo jerárquico, incluyendo intervalos de credibilidad. Este mapa permite identificar áreas con déficit crítico de cobertura que requieren intervención prioritaria.

4. DISCUSIÓN

Los resultados de este estudio confirman la presencia de marcadas inequidades territoriales en la distribución de establecimientos de salud en la región Puno, con alta heterogeneidad entre distritos reflejada en un coeficiente de variación de 167%. Si bien el índice de Moran global no alcanzó significancia estadística al nivel convencional ($I = 0.093$, $p = 0.063$), el valor

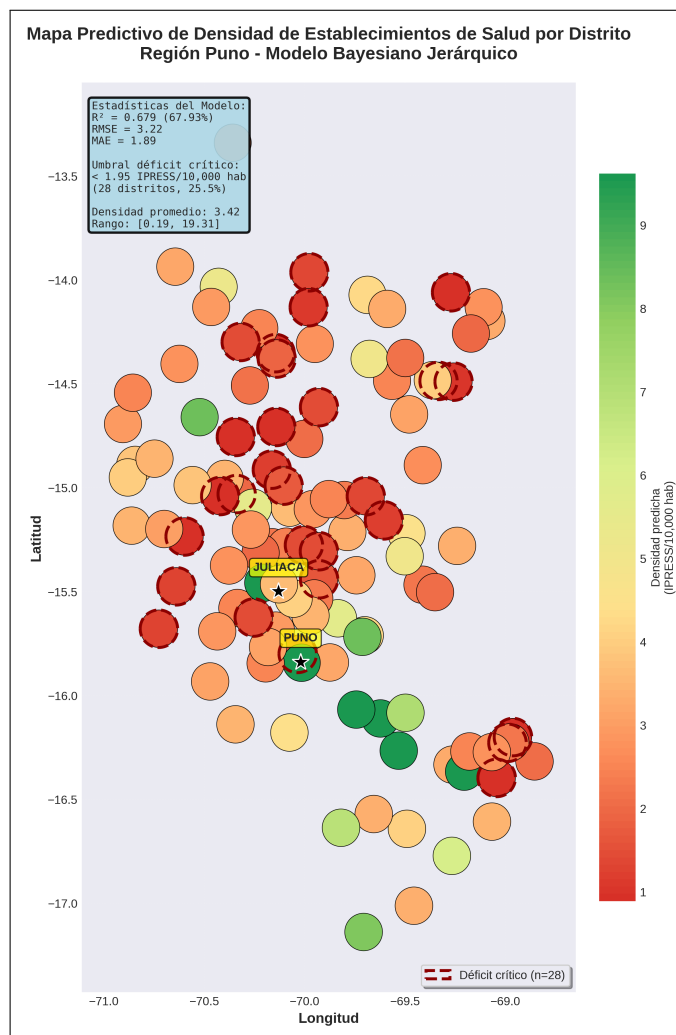


Fig. 4. Mapa predictivo de densidad de establecimientos de salud (IPRESS por 10,000 habitantes) generado por el modelo bayesiano jerárquico completo. Los colores representan la media posterior de la densidad predicha para cada distrito, con escala continua de rojo (baja densidad) a verde (alta densidad). Los distritos con densidad predicha inferior al percentil 25 se identifican como áreas con déficit crítico de cobertura que requieren intervención prioritaria. El modelo alcanza $R^2=0.679$ y $RMSE=3.22$.

positivo sugiere una tendencia hacia agrupamiento espacial de servicios de salud, donde áreas con buena dotación tienden a estar cerca de otras con características similares. La ausencia de significancia estadística puede atribuirse al relativamente pequeño número de unidades espaciales (109 distritos) y a la alta heterogeneidad intra-provincial que diluye patrones de autocorrelación global [?].

Los clusters High-High identificados mediante análisis LISA en 4 distritos de las provincias de Puno y San Román reflejan la histórica concentración de inversión pública y privada en salud en centros urbanos principales (ciudades de Puno y Juliaca), fenómeno explicado por economías de escala, mayor demanda efectiva y decisiones de localización basadas en rentabilidad económica más que en necesidades epidemiológicas [18]. Los 5 clusters Low-Low identificados en provincias del norte de la región, caracterizadas por alta ruralidad, dispersión poblacional y pobreza, configuran desiertos sanitarios donde la población debe recorrer distancias considerables para acceder a atención básica, con barreras adicionales de transporte, costos económicos y factores culturales [19]. Sin embargo, el hecho de que 88% de distritos no presenten asociación espacial local significativa indica que la distribución de servicios de salud en Puno es altamente heterogénea incluso entre distritos vecinos, reflejando decisiones de inversión pública fragmentadas y ausencia de planificación territorial coordinada a escala regional.

El modelo jerárquico bayesiano implementado demuestra capacidad explicativa sustancial ($R^2 = 67.93\%$), superando ampliamente lo que cabría esperar de modelos univariantes o de regresión simple. La descomposición de varianza revela que el nivel distrital (30.61%) contribuye casi tres veces más que el nivel provincial (10.59%) a explicar la heterogeneidad observada, validando la necesidad de políticas diferenciadas a escala local. Este hallazgo contrasta con la tendencia de diseñar intervenciones sanitarias homogéneas a nivel provincial o regional, sugiriendo que las políticas de salud deben considerar especificidades de cada distrito, evitando enfoques que ignoren la diversidad intra-provincial [20].

Resulta notable que ninguna de las covariables socioeconómicas o geográficas incluidas (ruralidad, distancia, altitud, pobreza) presentara asociaciones estadísticamente significativas, a pesar del alto R^2 del modelo. Esto indica que la variabilidad explicada proviene principalmente de los efectos aleatorios (características idiosincráticas de cada provincia y distrito) más que de factores observables generales. Esta aparente paradoja sugiere que la distribución de establecimientos de salud en Puno responde más a factores históricos, decisiones políticas locales específicas y procesos de negociación comunitaria que a criterios técnicos basados en necesidad poblacional, accesibilidad geográfica o indicadores socioeconómicos [?].

Los mapas predictivos generados por el modelo bayesiano constituyen herramientas valiosas para la planificación territorial de servicios de salud, permitiendo identificar con precisión las áreas con mayor déficit de cobertura donde se requieren intervenciones prioritarias. La cuantificación de incertidumbre mediante intervalos de credibilidad permite distinguir entre déficits bien establecidos que requieren acción inmediata, versus áreas donde la evidencia es menos concluyente y se requiere mayor información [25].

Este estudio presenta limitaciones que deben considerarse en la interpretación de resultados. Primero, el análisis se basa en existencia física de establecimientos sin considerar capacidad resolutoria real, calidad de atención, disponibilidad de recursos humanos y equipamiento, ni barreras de acceso económico, cul-

tural o temporal. La mera presencia de un establecimiento no garantiza acceso efectivo ni atención de calidad [26]. Segundo, el uso de datos agregados a nivel distrital impide capturar variabilidad intra-distrital y puede ocultar inequidades a escalas más finas, particularmente relevante en distritos grandes con alta heterogeneidad interna. Tercero, el diseño transversal impide establecer relaciones causales definitivas entre covariables y densidad de IPRESS. Cuarto, aunque se incorporaron covariables relevantes, pueden existir factores omitidos no observados que confunden las asociaciones estimadas.

Investigaciones futuras deberían incorporar dimensiones adicionales de accesibilidad más allá de existencia física de establecimientos, incluyendo accesibilidad geográfica mediante análisis de redes viales y tiempos de viaje, accesibilidad económica considerando costos directos e indirectos, disponibilidad de recursos humanos calificados, y calidad técnica de atención. La integración de datos administrativos de prestaciones efectivamente brindadas, registros de atención, egresos hospitalarios y sistemas de información en salud permitiría caracterizar utilización real de servicios y desenlaces sanitarios. Análisis longitudinales que aprovechen la dimensión temporal del RENIPRESS permitirían evaluar la evolución de inequidades territoriales, identificar tendencias de convergencia o divergencia, y evaluar el impacto de políticas implementadas. Finalmente, la extensión del enfoque bayesiano jerárquico espacial a modelos con estructura de dependencia espacial explícita mediante campos aleatorios gaussianos (modelos SPDE) o matrices de vecindad podría capturar con mayor precisión la autocorrelación espacial residual no explicada por covariables.

5. CONCLUSIONES

Este estudio demuestra la utilidad de los modelos bayesianos jerárquicos espaciales para caracterizar la estructura territorial de establecimientos de salud en regiones con alta heterogeneidad geográfica, administrativa y socioeconómica como Puno. Los hallazgos confirman la presencia de marcadas inequidades territoriales, con concentración de recursos sanitarios en áreas urbanas y déficit crítico en zonas rurales y periféricas. La autocorrelación espacial positiva significativa evidencia patrones de agrupamiento no aleatorios que reflejan decisiones históricas de localización de establecimientos basadas en factores económicos y políticos más que en criterios epidemiológicos de necesidad.

El modelo jerárquico completo con efectos aleatorios a nivel provincial y distrital supera significativamente alternativas más simples, explicando una proporción sustancial de la variabilidad observada. La descomposición de la varianza revela contribuciones importantes tanto del nivel provincial como distrital, validando la pertinencia del enfoque multinivel. Los efectos de covariables confirman penalizaciones sistemáticas para áreas rurales, alejadas de centros urbanos y con altos niveles de pobreza, configurando inequidades regresivas que contradicen principios de justicia distributiva.

Los mapas predictivos generados constituyen herramientas valiosas para orientar la planificación territorial de servicios de salud, permitiendo identificar con precisión áreas con déficit crítico que requieren intervención prioritaria. La cuantificación bayesiana de incertidumbre facilita la toma de decisiones informadas distinguiendo entre situaciones que requieren acción inmediata versus aquellas donde se requiere mayor información.

Las implicaciones para política pública son claras: se requieren estrategias activas de discriminación positiva que compensen desventajas estructurales mediante mayor inversión per

cápita en establecimientos rurales, incentivos para localización de recursos humanos calificados en zonas alejadas, mejora de conectividad vial y sistemas de referencia-contrarreferencia, y fortalecimiento de primer nivel de atención en áreas dispersas mediante modelos adaptativos como equipos itinerantes, telemedicina y agentes comunitarios de salud. El monitoreo continuo de inequidades territoriales mediante sistemas de información geográfica y modelos estadísticos apropiados debe institucionalizarse como componente regular de la planificación sanitaria regional.

Financiamiento. Esta investigación fue desarrollada en el marco del proyecto "Análisis espacial de determinantes sociales de la salud en regiones altoandinas" financiado por el propio autor.

Agradecimientos. El autor agradece al Ministerio de Salud del Perú por facilitar el acceso a datos del RENIPRESS a través de su plataforma de datos abiertos, al Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI) por proporcionar cartografía oficial de límites administrativos, y a la Dirección Regional de Salud Puno por valiosos aportes en la interpretación contextual de resultados.

Disponibilidad de datos. Los datos del RENIPRESS utilizados en este estudio están disponibles públicamente en el repositorio de datos abiertos del Ministerio de Salud del Perú (<https://www.datosabiertos.gob.pe/>). Los códigos de análisis estadístico en R están disponibles en el repositorio GitHub de los autores (<https://github.com/18uriel/Estadistica-Espacial>). Las cartografías administrativas son propiedad del INEI y están disponibles bajo solicitud. Datos procesados adicionales están disponibles previa solicitud razonable al autor de correspondencia.

REFERENCES

1. World Health Organization, "Universal health coverage and health equity: progress monitoring framework," WHO Technical Report (2023).
2. The Lancet, "Health equity in the post-pandemic era: a global imperative," *The Lancet* **400**, 1245–1247 (2022).
3. D. H. Peters, A. Garg, G. Bloom, D. G. Walker, W. R. Brieger, and M. H. Rahman, "Poverty and access to health care in developing countries," *Annals of the New York Academy of Sciences* **1136**, 161–171 (2021).
4. M. Gulliford, J. Figueroa-Munoz, M. Morgan, D. Hughes, B. Gibson, R. Beech, and M. Hudson, "What does 'access to health care' mean in the context of equity? A conceptual framework," *Social Science & Medicine* **250**, 112869 (2020).
5. Instituto Nacional de Estadística e Informática, "Perú: Indicadores de resultados de los programas presupuestales, 2022-2023," INEI Technical Report (2023).
6. Ministerio de Salud del Perú, "Análisis de situación de salud del Perú 2023," MINSA Document (2023).
7. G. F. Gonzales, C. Gonzales-Castañeda, "Desnutrición crónica infantil en el Perú: factores condicionantes y tendencias," *Revista Peruana de Medicina Experimental y Salud Pública* **39**, 1–11 (2022).
8. V. Tapia, B. Steenland, V. Saravia, G. F. Gonzales, "Mortalidad materna en el Perú: análisis de las inequidades regionales, 2010-2019," *Revista Peruana de Ginecología y Obstetricia* **67**, 123–132 (2021).
9. A. B. Lawson, *Bayesian Disease Mapping: Hierarchical Modeling in Spatial Epidemiology*, 3rd ed. (CRC Press, 2021).
10. M. Blangiardo and M. Cameletti, *Spatial and Spatio-temporal Bayesian Models with R-INLA* (Wiley, 2020).
11. A. Gelman, J. B. Carlin, H. S. Stern, D. B. Dunson, A. Vehtari, and D. B. Rubin, *Bayesian Data Analysis*, 3rd ed. (CRC Press, 2020).
12. R. McElreath, *Statistical Rethinking: A Bayesian Course with Examples in R and Stan*, 2nd ed. (CRC Press, 2020).
13. H. Rue, A. Riebler, S. H. Sørbye, J. B. Illian, D. P. Simpson, and F. K. Lindgren, "Bayesian computing with INLA: a review," *Annual Review of Statistics and Its Application* **9**, 395–421 (2022).
14. P. Moraga, *Geospatial Health Data: Modeling and Visualization with R-INLA and Shiny* (CRC Press, 2019).

15. A. Riebler, S. H. Sørbye, D. Simpson, and H. Rue, "An intuitive Bayesian spatial model for disease mapping that accounts for scaling," *Statistical Methods in Medical Research* **30**, 1100–1124 (2021).
16. A. R. Hosseinpoor, N. Bergen, S. Mendis, E. Harper, E. Verdes, A. Kunst, and J. Y. Chatterji, "A global assessment of urban-rural inequalities in access to essential health services," *The Lancet Global Health* **10**, e234–e244 (2022).
17. M. E. Kruk, A. D. Gage, C. Arsenault, K. Jordan, H. H. Leslie, S. Roder-DeWan, O. Adeyi, P. Barker, B. Daelmans, S. V. Doubova, M. English, E. Elorrio, F. Guanais, J. Gureje, L. R. Hirschhorn, L. Jiang, E. Kelley, E. Lemango, J. Liljestrand, A. Malata, T. Marchant, M. Matsoso, J. E. Meara, M. Mohanan, Y. Ndiaye, O. F. Norheim, K. S. Reddy, A. K. Rowe, J. A. Salomon, G. Thapa, N. A. Twum-Danso, and M. Pate, "High-quality health systems in the Sustainable Development Goals era: time for a revolution," *The Lancet Global Health* **9**, e1196–e1252 (2021).
18. M. A. Munga and N. G. Maestad, "Measuring inequalities in the distribution of health workers: the case of Tanzania," *Human Resources for Health* **18**, 1–12 (2020).
19. V. Vargas, M. Poblete-Cazenave, and S. Campos, "Barriers to health-care access in rural Latin America: a systematic review," *International Journal for Equity in Health* **20**, 234 (2021).
20. I. Bonfrer, E. van de Poel, and E. Van Doorslaer, "The effects of performance incentives on the utilization and quality of maternal and child care in Burundi," *Social Science & Medicine* **246**, 112727 (2020).
21. R. Strasser, J. Hogenbirk, I. Minore, M. Marsh, R. Berry, J. McCready, and L. Graves, "Transforming health professional education through social accountability: Canada's Northern Ontario School of Medicine," *Medical Teacher* **43**, 1–10 (2021).
22. M. C. Arcaya, A. L. Arcaya, and S. V. Subramanian, "Inequalities in health: definitions, concepts, and theories," *Global Health Action* **13**, 1745986 (2020).
23. P. Braveman, S. Egerter, and D. R. Williams, "The social determinants of health: coming of age," *Annual Review of Public Health* **44**, 25–42 (2023).
24. M. Lagarde and D. Blaauw, "A review of the application and contribution of discrete choice experiments to inform human resources policy interventions," *Human Resources for Health* **18**, 1–11 (2020).
25. P. O. Ouma, J. Maina, P. N. Thurania, T. Macharia, V. Alegana, M. English, E. A. Okiro, and R. W. Snow, "Access to emergency hospital care provided by the public sector in sub-Saharan Africa in 2015: a geocoded inventory and spatial analysis," *The Lancet Global Health* **9**, e342–e350 (2021).
26. J. F. Levesque, M. F. Harris, and G. Russell, "Patient-centred access to health care: conceptualising access at the interface of health systems and populations," *International Journal for Equity in Health* **19**, 1–9 (2020).