

La geografía política de las Elecciones Presidenciales de 2021 en Perú

DANIEL ENCINAS

<danielencinas2021@u.northwestern.edu>

Northwestern University

Estados Unidos-Perú

ORCID: 0000-0003-3078-5235

ALEJANDRA FUENTES DIESTRA

<alejandra.fuentes@puccp.pe>

University of Michigan

Estados Unidos-Perú

ORCID: 0000-0002-7001-8439

[Resumen] Un argumento ampliamente difundido en la academia y en la discusión pública es que las elecciones presidenciales peruanas muestran un patrón geográfico de voto claramente definido que contrapone el sur del país a Lima y la costa norte. La presente investigación busca problematizar este argumento a partir de la aplicación de indicadores de autocorrelación espacial y el uso de mapas LISA para analizar las elecciones de 2021 (a nivel provincial y distrital). Los principales hallazgos no descartan del todo las ideas preexistentes, pero añaden una necesaria capa de complejidad al descubrir diferentes tipos de patrones geográficos, cuestionar la existencia de zonas totalmente coherentes e internamente homogéneas en el territorio y, en cierto sentido, añadir a la Amazonía en la discusión.

[Palabras clave] Elecciones, voto, autocorrelación espacial, mapas LISA, geografía política.

[Title] The political geography of the 2021 Presidential Elections in Peru

[Abstract] According to a generalized argument, the Peruvian presidential election results show a territorial contrast between the south of the country, and Lima and the north coast. The present paper casts doubts on this argument by applying spatial autocorrelation indicators and LISA maps to analyze the 2021 presidential election at both the province and district levels. The main findings do not entirely overrule previous ideas about geographic patterns, but they add a layer of complexity. The paper shows different types of geographic patterns, internal heterogeneity within parts of the territory previously assumed as highly coherent in electoral terms, and, to some extent, it adds the Amazon to the discussion.

[Keywords] Elections, vote, spatial autocorrelation, LISA maps, political geography.

[Recibido] 06/09/21 y [Aceptado] 02/11/21

ENCINAS, Daniel, y Alejandra FUENTES DIESTRA. 2021. "La geografía política de las Elecciones Presidenciales de 2021 en Perú". *Elecciones* (julio-diciembre), 20(22): 231-282. DOI:10.53557/Elecciones.2021.v20n22.07

1. INTRODUCCIÓN

El presente artículo examina los patrones geográficos en los resultados de las Elecciones Presidenciales de 2021. En los últimos años, se ha popularizado el argumento de que existen zonas en el territorio que votan consistentemente de cierta manera. Una postura que una nota de la BBC (2021) resume de la siguiente manera: “el sur suele votar por candidatos ‘antisistema’, mientras que Lima y las regiones de la costa norte suelen votar por candidatos más ‘conservadores’”. Al margen de la pertinencia de los adjetivos “antisistema” y “conservador”, la frase condensa la idea fuertemente arraigada en el debate público de que existen básicamente dos partes del país que votan radicalmente distinto.

El presente análisis busca problematizar este argumento. Particularmente, se insiste en que hay una pregunta previa a *cómo* votan diferentes partes del territorio y, en consecuencia, *por qué* votan como lo hacen. En lugar de asumir la existencia de zonas, como costa, norte y sur, cabe preguntarse si efectivamente hay partes del territorio que muestran patrones de votación para una u otra candidatura.

Para responder esta interrogante, se amplía la discusión en dos direcciones. Por un lado, se busca evitar una mirada en la que la geografía se reduce a ser una arena donde los fenómenos políticos tienen lugar y se adopta una perspectiva en la que la geografía es una variable que potencialmente afecta estos fenómenos. Como señaló Tarrow, una perspectiva de política territorial “no trata del territorio sino de cómo la política se lucha a través del territorio” (1977, 1).¹ En consecuencia, no se indaga únicamente cómo el voto presidencial se sitúa en el espacio, sino también cómo el espacio estructura o condiciona el voto (HARBERS E INGRAM 2019).²

Por otro lado, se cuestiona el supuesto de que existe un único tipo de patrón geográfico. Cuando se indica que una determinada zona “suele votar” por un tipo de candidatura, se asume que el único patrón geográfico relevante es aquel

1 Todas las citas de los títulos en inglés han sido traducidas libremente por los autores.

2 Aunque “espacio” y “geografía” no son lo mismo, ambos términos son usados indistintamente a lo largo del texto. Para ser más estrictos, el segundo término es una entre varias interpretaciones o instancias del primero. Lo espacial es más que lo geográfico (BECK *ET AL.* 2006) porque la conectividad entre dos unidades puede darse no solo a partir de la contigüidad geográfica, sino también a partir de varias formas de conectividad o “transacciones, interacciones y relaciones” (NEUMAYER Y PLUMBER 2016, 179).

en el que se agrupan unidades territoriales con porcentajes de votación altos para esa candidatura. De esta manera, se deja de lado la posibilidad de patrones geográficos en los que se concentran unidades territoriales con porcentajes de votación bajos para la misma candidatura. O, incluso, otros patrones territoriales de voto en los que no prima la similitud entre unidades geográficas, sino la diferenciación.

En términos más prácticos, avanzar en ambas direcciones supone no quedarse en visualizar el voto presidencial a niveles desagregados de análisis (particularmente, el énfasis estará en los ámbitos provincial y distrital). Por ejemplo, a través de mapas coropléticos, en los que las unidades geográficas obtienen diferentes colores (o intensidades de un color) dependiendo de los valores que aceptan en una misma variable. Como se observará, señalar patrones espaciales a partir de mapas coropléticos puede llegar a ser bastante acertado. Sin embargo, se corre el riesgo de no distinguir la probabilidad de que un patrón geográfico observado ocurra al azar.

Por estos motivos, se aplicaron dos técnicas estadísticas que forman parte de los llamados “análisis exploratorios de datos espaciales” (ESDA, por sus siglas en inglés): el índice global de Moran (I de Moran Global) y los indicadores locales de asociación espacial (LISA, por sus siglas en inglés) correspondientes al índice local de Moran. Estos índices permiten determinar con qué probabilidad existen patrones geográficos y dónde se pueden ubicar, respectivamente. El análisis se complementa con gráficos y, en especial, los llamados mapas LISA que permiten visualizar dónde se encuentran los diferentes tipos de patrones geográficos en el territorio nacional.

El artículo está estructurado como sigue. En la siguiente sección, se revisa brevemente la literatura que ubica este análisis en el marco amplio de diferentes tipos de literatura académica. A continuación, se dedica una sección entera a desarrollar en qué consiste la metodología espacial que se aplica y los conceptos clave que se derivan de ella. La cuarta y quinta sección se enfocan, respectivamente, en el análisis de la primera y la segunda vuelta electoral de 2021. Finalmente, el artículo cierra con algunas conclusiones sobre las ventajas y limitaciones del análisis, así como una discusión sobre las preguntas de investigación que quedan pendientes.

2. LA GEOGRAFÍA IMPORTA: BREVE REVISIÓN DE LITERATURA

En el intento por brindar un análisis que “considere seriamente la espacialidad” de los fenómenos políticos (HARBERS E INGRAM 2019, 58), la presente investigación dialoga con diferentes tipos de literatura. Aunque la intención no es hacer una revisión exhaustiva de ninguna de ellas, se resalta cómo se enmarcan en estos grupos de investigaciones.

Primero, se encuentra una literatura en ciencias sociales y humanidades que destaca el componente fuertemente territorial de procesos como, por citar solo algunos, los levantamientos y sublevaciones alrededor de los inicios de la era republicana (BASADRE 1973; MÉNDEZ 2014; WALKER 2015); las transformaciones del locus del poder coercitivo, económico y político a lo largo del siglo XIX (BONILLA 1984; COTLER 1978; QUIROZ 1987); la aparición de partidos políticos con demandas de incorporación durante el siglo XX (KLARÉN 1973; RÉNIQUE 2004; VERGARA 2015) o las dinámicas de la violencia iniciada en 1980 (MANRIQUE 1998; HEILMAN 2010; THEIDON 2012; LA SERNA 2012).

Estos estudios ilustran que, a pesar de que el foco de la presente investigación estará en la ciencia política, otras disciplinas también comparten la idea de que la geografía importa para entender la política peruana. Más aún, no debería descartarse que los patrones geográficos del voto que se encuentren sean, al menos en parte, una consecuencia de estos procesos de largo aliento (sobre continuidades y cambios, ver TANAKA *ET AL.* 2017). Sin embargo, el trabajo se enfocará principalmente en hallar patrones geográficos antes que estudiar cuáles son sus causas.

Un segundo conjunto de estudios investiga principalmente las consecuencias de la reforma institucional de descentralización, iniciada después de la transición a la democracia en el 2000. Siguiendo a Aragón y Becerra (2016), su principal foco de atención son las organizaciones (nacionales o subnacionales) que compiten en el ámbito regional y local (REMY 2010; DE GRAMONT 2010; TANAKA Y GUIBERT 2011; ZAVALETA 2014; SEIFERT 2014; BARRENECHEA 2014; VERGARA Y AUGUSTO 2020).³

3 La clasificación se inspira fuertemente en estos autores, pero incluye un conjunto de trabajos diferentes. En cualquier caso, esta no es una revisión de literatura exhaustiva.

En esta literatura también se encuentran estudios sobre las carreras de los políticos subnacionales (CÓRDOVA E INCIO 2013; ARAGÓN E INCIO 2014), el tipo de clientelismo electoral que aplican (MUÑOZ 2019) y las élites que los rodean (COTLER *ET AL.* 2009; MUÑOZ 2016). Asimismo, recientemente empiezan a aparecer investigaciones que se desmarcan con mayor claridad de las dinámicas electorales y apuntan a diferentes temáticas como prácticas autoritarias y corrupción (ARÉVALO Y SOSA 2016; CUEVA *ET AL.* 2016; ENCINAS 2016; DOŠEK 2019; MELGAR 2017; JARAMILLO 2019).

El fenómeno que se estudia en el presente artículo son las elecciones presidenciales y, por lo tanto, es (aparentemente) nacional y no se circunscribe (necesariamente) a la descentralización. No obstante, este trabajo comparte los lentes de la investigación subnacional porque se analizan procesos localizados en unidades territoriales dentro del país (GIRAUDY *ET AL.* 2019, 7). Además, a través de la búsqueda de patrones geográficos, se comparte con algunos estudios el énfasis en las relaciones de interdependencia (o interacciones) entre unidades territoriales (sobre interacciones verticales y horizontales, ver GIBSON 2013).

En este sentido, la investigación dialoga claramente con una literatura adicional.⁴ Actualmente, la ciencia política hace un esfuerzo deliberado por superar el “sesgo del país en su conjunto” (ROKKAN 1970) que ha prevalecido en la disciplina hasta hace relativamente poco. Diversas agendas buscan conceptualizar, teorizar y plantear nuevas metodologías que incluyan unidades territoriales más allá del Estado-nación. Como consecuencia de este esfuerzo, ha ocurrido un auge de la investigación subnacional tanto en la academia estadounidense (SNYDER 2001; GIRAUDY *ET AL.* 2019) como en los estudios sobre y desde América Latina (SUÁREZ-CAO *ET AL.* 2017).

Particularmente, la pregunta que se plantea y las técnicas de investigación (explicadas detalladamente más adelante) se inspiran en los avances metodológicos de Harbers e Ingram (2019), la creciente aplicación de Sistemas Geográficos de Información (GIS, por sus siglas en inglés) y los análisis espaciales para estudiar fenómenos políticos. Aunque estos métodos de investigación están disponibles desde los años ochenta (CLIFF Y ORD 1981; ANSELIN 1988), hay

4 Si bien las investigaciones de política subnacional incluidas en el segundo tipo de literatura provienen, en gran medida, de la ciencia política, otros trabajos muchas veces trascienden las fronteras disciplinarias.

que tomar en cuenta que “la ciencia política ha sido más lenta que otras disciplinas en ciencias sociales en adoptar perspectivas espaciales” (HARBERS E INGRAM 2019, 57). Para el caso peruano, hasta donde tenemos conocimiento, Magallanes e Incio (2016) sería la primera aplicación de técnicas geoespaciales de este tipo desde la ciencia política (aunque para analizar indicadores políticos a nivel subnacional).

Finalmente, el presente trabajo también se vincula con la literatura sobre política electoral, en términos generales, y en Perú, en particular. Las investigaciones sobre comportamiento electoral suelen tomar una aproximación individual porque, en última instancia, son las personas quienes emiten el voto. Para entender por qué los individuos votan como lo hacen, existen modelos claramente definidos (MALDONADO 2013; ZACHARIAS *ET AL.* 2015). Sin embargo, también existen trabajos que se enfocan en un nivel más agregado (o macro) del voto que permite rastrear patrones geográficos o tener un enfoque más explícitamente territorial (DARMOFAL 2006).

Ambos tipos de estudio, individual y agregado, son valiosos. Como explica Darmofal: “lo que parece aleatorio e irracional al nivel micro podría parecer ordenado y racional al nivel macro (...) lo que produce variación a un nivel micro de comportamiento podría no producir variación en un nivel macro de comportamiento” (2006, 124). Los estudios a nivel micro suelen utilizar encuestas representativas e ignorar los contextos locales, mientras que los estudios a nivel macro pueden valerse de resultados electorales y hacer énfasis en las “influencias locales, políticas e históricas” (DARMOFAL 2006, 124). La presente investigación es claramente más cercana a los trabajos que se enfocan en un nivel más agregado del voto.

Más allá de esta distinción entre lo micro y macro, importa rescatar las investigaciones que aluden explícitamente a patrones geográficos en Perú. Por ejemplo, basada en un conjunto de elecciones congresales, Batlle concluye que en el país “opera un clivaje complejo caracterizado como subcultural que se manifiesta también territorialmente, lo que genera partidos con apoyos serranos o costeños” (2009, 19). Panfichi indica que las elecciones presidenciales de 2006 “muestran un país profundamente dividido social, étnica y regionalmente, especialmente entre el sur y los andes centrales de un lado, y Lima y la costa de otro lado” (2006, 260). De forma similar, Tanaka y Vera consideran

que en las elecciones de 2006 resaltan “antagonismos regionales, étnicos y de clase con una fuerza nunca antes vista en el país desde el inicio de la experiencia democrática en 1980” (2010, 108). Magallanes (2016), por su parte, encontró patrones electorales consistentes entre las primeras vueltas de todas las elecciones presidenciales desde 2001 hasta 2011.

En términos más generales, podría decirse que varios análisis que plantean argumentos estructurales para entender los resultados electorales podrían tener un componente implícitamente territorial (ROZAS Y SOSA 2016; TANAKA *ET AL.* 2017). Por ejemplo, este es el caso del influyente estudio de Vergara (2007), quien distingue entre candidaturas ubicadas en un horizonte “estadonacional”, cuyas votaciones movilizan a la población que exige su inclusión en el Estado-nación, y aquellos ubicados en un horizonte “postestadonacional”, que movilizan votantes con una ciudadanía más plena. Como demuestra su epílogo 12 años después, datos desagregados a nivel subnacional son piezas de evidencia cruciales para su argumento (VERGARA 2019). Los hallazgos, entonces, podrían corroborar, matizar o rechazar estos argumentos explícita o implícitamente geográficos para la elección de 2021.

3. METODOLOGÍA

La presente sección introduce los métodos de investigación y la lógica que subyace en aquellos. Como se planteó previamente, uno de los argumentos centrales del artículo es que no basta con visualizar cómo se sitúa el voto presidencial en provincias y distritos, sino que también se debe entender cómo el espacio estructura o condiciona este fenómeno electoral. Por lo tanto, un análisis espacial debe identificar si las observaciones incluidas en una data son espacialmente dependientes.

Contemplar esta posibilidad remite al concepto de “autocorrelación espacial”, definido más formalmente como “el grado de dependencia, asociación o correlación entre el valor de una observación de una entidad espacial y los valores de observaciones vecinas de la misma variable” (GREKOUSIS 2020, 206). La autocorrelación espacial se asemeja a la correlación estadística, pero no evalúa si dos variables diferentes tienden a cambiar de forma similar (positiva o negativa), sino, más bien, la relación entre los valores de una misma variable en diferentes locaciones geográficas.

Para estimar la autocorrelación espacial del voto presidencial, se aplican herramientas vinculadas a GIS y análisis espaciales. En particular, como se indicó en la introducción, en dos técnicas que forman parte de los ESDA: el índice global de Moran (I de Moran Global) y los indicadores locales de Asociación Espacial (LISA, por sus siglas en inglés) correspondientes al índice local de Moran.⁵

A continuación, se presenta cada uno de estos índices y, también, conceptos clave que se utilizarán a lo largo del análisis, como “conglomerados”, “valores atípicos”, “núcleos cálidos” y “núcleos fríos”.⁶ Se cierra la sección con una discusión sobre observaciones vecinas y significancia estadística.

3.1 TÉCNICAS GLOBALES DE AUTOCORRELACIÓN ESPACIAL

El índice global de Moran (MORAN 1948, CLIFF Y ORD 1981) es posiblemente el indicador de autocorrelación espacial más usado “con alrededor de 200 citas en el *Web of Science*, particularmente en ciencias ambientales, ecología y salud pública” (BIVAND Y WONG 2018, 4). Como su nombre sugiere, el índice global de Moran determina si la distribución del voto en todo el espacio es aleatoria o si existen patrones geográficos.

Estos patrones espaciales pueden denominarse conglomerados (*spatial clusters*), cuando valores similares de una misma variable tienden a agruparse, o valores atípicos (*spatial outliers*), cuando valores diferentes tienden a agruparse (ANSELIN 1995).⁷ La hipótesis nula del índice global de Moran es que no hay autocorrelación espacial o, mejor dicho, que existe una aleatoriedad espacial completa (sobre otros supuestos, ver ANSELIN 1995, y ASSUNÇÃO Y REIS 1999).

Para entender en términos menos técnicos la información que brinda este indicador, se puede aterrizar la discusión a la variable de interés de este artículo: el porcentaje de votos para una determinada candidatura presidencial.

5 Otras alternativas de medidas de diagnóstico globales son el *General G-Statistic* y el *Geary's C Index*. Otros LISA son los *Getis-Ord Gi* y el *G*i statistics*.

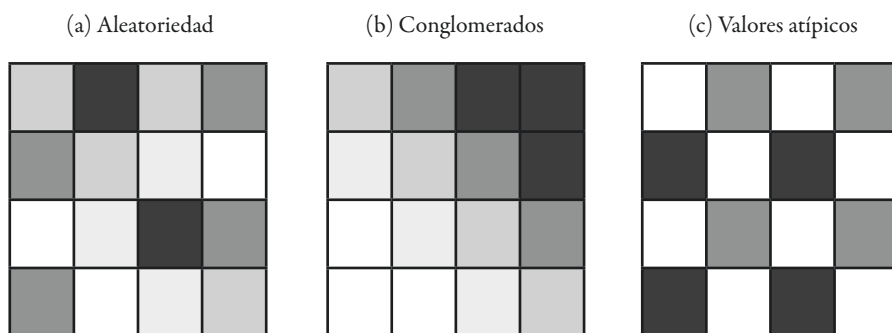
6 Los lectores avanzados pueden encontrar la fórmula matemática de cada uno de ellos en cualquier libro de texto (GREKOUSIS 2020).

7 Algunos nombres alternativos son “autocorrelación espacial positiva” y “autocorrelación espacial negativa”, respectivamente. No se debe confundir el uso espacial de valores atípicos aquí con la forma más común de referirse a este concepto.

Como en varios de los mapas de la siguiente sección, las unidades subnacionales (provincias o distritos) pueden formar diferentes patrones geográficos dependiendo de cómo este porcentaje de votación se asemeja o no a las unidades que están alrededor. Si valores “altos” de voto por una candidatura tienden a agruparse con valores también “altos” y los valores “bajos” tienden a agruparse con valores “bajos”, se dirá que hay conglomerados. En cambio, se puede afirmar que hay valores atípicos cuando los valores “altos” de voto por la candidatura tienden a agruparse con valores “bajos” y los valores “bajos” tienden a agruparse con valores “altos”.

Otra manera de aproximarse a estos conceptos es observar el Gráfico 1. Cada uno de los tres cuadrados grandes podría representar el mapa del Perú a nivel provincial o distrital y, entonces, cada cuadro pequeño podría hacer referencia a una unidad de observación (una provincia o distrito). Bajo estos supuestos, los tonos de gris muestran los valores que toma el porcentaje de votación para una candidatura hipotética. Los colores más oscuros podrían indicar un porcentaje de voto más alto y los más claros, un porcentaje de voto más bajo. Como consecuencia, el panel (a) a la izquierda representa una aproximación a la hipótesis nula de no autocorrelación, el panel (b) del medio muestra la existencia de conglomerados y, finalmente, el panel (c) ubicado a la derecha hace referencia a valores espaciales atípicos.

GRÁFICO 1
Representación de patrones geográficos del voto*



Fuente: Adaptado de Harbers e Ingram (2019, 69).

*La autora y el autor generaron y enviaron los gráficos originalmente a color, pero éstos fueron modificados a escala de grises con motivo de la presente publicación. Los gráficos originales pueden ser solicitados a ambos autores.

Matemáticamente, la fórmula para calcular el indicador suele presentarse como sigue (GREKOUSIS 2020, 211):

$$I = \frac{n}{\sum_i^n \sum_j^n w_{ij}} \frac{\sum_i^n \sum_j^n w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_i^n (x_i - \bar{x})^2}$$

Donde:

n es el número de observaciones espaciales (unidades territoriales como provincias o distritos).

x_i es el valor que toma la variable (voto presidencial) para la unidad de observación i .

x_j es el valor que toma la variable (voto presidencial) para la unidad de observación j .

\bar{x} es la media de esta variable.

w_{ij} es el peso espacial entre las observaciones i y j .

$\sum_i^n \sum_j^n w_{ij}$ es la agregación de todos los pesos espaciales.

3.2 TÉCNICAS LOCALES DE AUTOCORRELACIÓN ESPACIAL

Una limitación de los estadísticos de autocorrelación espacial global es que únicamente permiten rechazar la hipótesis nula de ausencia de autocorrelación espacial (en favor de la hipótesis alternativa de patrones espaciales) para la totalidad del mapa; es decir, no indican dónde se localizan los patrones espaciales. El índice local de Moran está diseñado para superar esta limitación, dado que “permite que la estructura de la autocorrelación espacial sea asignada a las unidades de observación en un marco inferencial” (BIVAND Y WONG 2018, 7).

De acuerdo con Anselin (1995), el LISA para cada unidad de observación mide el grado de conglomeración espacial significativa⁸ de valores similares

⁸ Sobre significancia, ver la siguiente subsección.

(o disimilares) alrededor de una observación, y la suma de LISA para todas las observaciones es proporcional al indicador de autocorrelación espacial global (DARMOFUL 2015, 52-53).⁹ Entonces, simplificando, el índice local de Moran desagrega el índice global de Moran para cada unidad de observación y, aunque no es un requisito de la técnica, puede ser representado en mapas LISA (o de conglomerados) que muestran dónde se localizan los conglomerados o los valores atípicos (WARD Y GLEDITSCH 2008).

Para evitar confusiones en la interpretación de los mapas LISA, resulta pertinente hacer algunas aclaraciones. Las provincias (o los distritos) que muestran conglomerados en los mapas LISA son, en sentido estricto, los núcleos (*cores*) del conglomerado; es decir, la provincia (o el distrito) coloreada no es el conglomerado sino parte de él. Esto quiere decir que los conglomerados detectados probablemente se extienden más allá del núcleo e incluyen también a las unidades vecinas (ANSELIN 2005, 145-146). Se pueden detectar núcleos cálidos (*hotspots*), cuando valores altos se agrupan con valores altos, y núcleos fríos (*coldspots*), cuando los valores bajos se agrupan con valores bajos (MILANESE 2019, 174).¹⁰ En cambio, una provincia (o distrito) que muestra un valor atípico (en términos espaciales) es la verdadera locación de interés. En resumen, una provincia (o distrito) coloreada como conglomerado no es el conglomerado, sino el núcleo del conglomerado, pero una provincia (o distrito) coloreada como valor atípico sí es el valor atípico.

Matemáticamente, la fórmula para calcular el indicador suele presentarse como sigue (GREKOUSIS 2020, 222):

$$I_i = \frac{x_i - \bar{x}}{m_2} \sum_j w_{ij} (x_j - \bar{x})$$

$$m_2 = \frac{\sum_i (x_j - \bar{x})^2}{n}$$

9 LISA aquí se refiere al índice local de Moran, pero en otros estudios podría referirse a otras medidas.

10 La literatura parece discrepar en qué considerar un *hotspot*, dado que otros autores usan este término para hablar de lo que aquí se consideran *spatial outliers* (TIEFELSDORF 2002, 189). No se deben confundir las definiciones con esta nomenclatura alternativa.

Donde:

n es el número total de observaciones (unidades territoriales como provincias y distritos).

x_i es el valor que toma la variable (voto presidencial) para la unidad de observación i .

x_j es el valor que toma la variable (voto presidencial) para la unidad de observación j .

\bar{x} es la media de esta variable.

m_2 es una constante para todas las locaciones.

3.3 OBSERVACIONES VECINAS Y SIGNIFICANCIA

Antes de pasar al análisis, vale la pena dejar dos notas de precaución: una sobre “observaciones vecinas” y otra sobre “significancia”. Por un lado, resulta importante aclarar sobre qué se entiende por “observaciones vecinas”, pese a que este es un tema complejo que no es posible abordar a profundidad. En este artículo se adopta una aproximación de vecindad basada en la contigüidad geográfica; esto es, se considera que las unidades geográficas son vecinas si tienen una “frontera” en común.¹¹

Dentro de esta perspectiva geográfica, la literatura suele diferenciar entre la contigüidad de la torre (*rook contiguity*) y la contigüidad de la reina (*queen contiguity*), en clara referencia a las piezas de ajedrez. La primera (contigüidad de la torre) es más restrictiva y solo considera que hay vecindad cuando las unidades comparten un lado; en cambio, la contigüidad de la reina es más abarcativa e incluye como unidades vecinas a aquellas que comparten un lado o una esquina.

El análisis en las siguientes dos secciones depende, crucialmente, de la definición de “vecindad” empleada porque esta determina la llamada matriz estandarizada de pesos espaciales (W) incluida en las fórmulas del índice global y

11 Una alternativa, por ejemplo, es la distancia. Ver también la nota al pie 4.

local de Moran. Para analizar las elecciones presidenciales de 2021, el Gráfico 2 muestra la comparación entre la contigüidad de la torre (*rook contiguity*), en negro, y la contigüidad de la reina (*queen contiguity*), en gris, para el nivel provincial. El Gráfico 3 plantea la misma comparación para el nivel distrital.

Como puede notarse, visualmente la diferencia entre ambas definiciones no es tan grande (solo hay algunos enlaces grises adicionales). A nivel provincial, la contigüidad de la torre genera en promedio 5,29 enlaces entre unidades territoriales (número de vecinos) y la contigüidad de la reina, 5,36. A nivel distrital, se generan un promedio de enlaces de 5,63 y 5,86, respectivamente. El cálculo en este segundo ámbito territorial toma en cuenta que Perú tiene dos distritos islas en el departamento de Puno: Amantaní, en la provincia de Puno, y Anapia, en la provincia de Yunguyo (ver la siguiente sección para sus implicancias en el análisis).

GRÁFICO 2

Contigüidad de la torre versus contigüidad de la reina a nivel provincial, 2021



Fuente: Elaboración propia.

GRÁFICO 3

Contigüidad de la torre versus contigüidad de la reina a nivel distrital, 2021



Fuente: Elaboración propia.

Como las diferencias no son (en promedio) demasiado grandes, el análisis se realizó siguiendo la definición más restrictiva de la contigüidad de la torre para generar W .¹² Aunque esta no es una solución totalmente satisfactoria en términos de robustez, resulta importante reportarla transparentemente para propósitos de replicabilidad.

Por otro lado, una nota de precaución aún más compleja corresponde a la discusión sobre la significancia. Como en todo análisis cuantitativo, el umbral de significancia elegido (por ejemplo 0,05) es arbitrario y una aplicación automática de este puede llevar a conclusiones engañosas (BENJAMIN *ET AL.* 2018). Sin embargo, hay complicaciones adicionales en el caso del índice de Moran

12 Una discusión más compleja sobre pesos espaciales se puede encontrar en Beck *et al.* (2006) y Neumayer y Plumper (2016).

porque los supuestos en los que se sostiene no suelen ser apropiados (CLIFF Y ORD 1981) y, por lo tanto, se han desarrollado varias alternativas.

En este estudio, se calcula el índice global siguiendo una aproximación computacional basada en permutaciones. Se realizaron 99.999 simulaciones Monte Carlo que permiten comparar el índice global de Moran calculado a partir de la data con una “distribución de referencia” que contiene otros índices globales de Moran, calculados a partir de “permutar aleatoriamente los valores observados sobre las ubicaciones” (ANSELIN 2020). En consecuencia, el valor p no es “analítico”, es decir, no pueden interpretarse usando un umbral de costumbre, y debería denominarse pseudovalor p .¹³ El pseudovalor p ayuda a determinar cuántos de los estadísticos generados aleatoriamente exceden el verdadero estadístico, una comparación que también puede graficarse a partir de histogramas y gráficos de densidad.

En el caso del índice local de Moran, se usa una aproximación *saddlepoint* que permite acercarse con precisión a la distribución exacta del estadístico, pero sin ser demasiado demandante en términos computacionales (TIEFELSDORF 2002). El umbral de significancia que se emplea es 0,05, una decisión que no deja de tener ciertas complicaciones debido al llamado problema de la comparación múltiple (CALDAS DE CASTRO Y SINGER 2006).¹⁴ Asimismo, se sigue a Efron y Hastie (2016) para referir resultados de interés (*interesting*) en lugar de resultados estadísticamente significativos.

4. ANÁLISIS DE RESULTADOS: PRIMERA VUELTA PRESIDENCIAL

El lunes 22 de julio, el Jurado Nacional de Elecciones (JNE) declaró como ganador de la segunda vuelta de las Elecciones Generales 2021 al candidato Pedro Castillo de la agrupación Perú Libre. El llamado presidente del Bicentenario obtuvo la victoria sobre la candidata Keiko Fujimori de Fuerza Popular

13 Adicionalmente, debido a que la población de cada distrito varía considerablemente en Perú, resulta importante implementar una técnica que tenga en cuenta la inestabilidad de la varianza. Aquí se implementa la estandarización de Bayes empírico (*Empirical Bayes* o *EB standardization*, por sus siglas en inglés) propuesta por Assunção y Reis (1999) (ver también ANSELIN 2005, 148; HARBERS E INGRAM 2019, 73). Se emplea el paquete de R *spdep* para todos los cálculos globales y locales.

14 En la literatura, se recomienda ajustar el valor p a partir de una tasa de descubrimientos falsos (*false discovery rates*) (ver también EFRON Y HASTIE 2016, 275-276; GREKOUSIS 2020, 236). El razonamiento aquí fue no implementar esta corrección porque ya se aplicó un método conservador (*saddlepoint approximation*) para generar los valores iniciales. Pero se podría añadir un análisis de robustez más complejo.

con un porcentaje de votos válidos de 50,126% frente al 49,874% de su contendora (actas procesadas al 100%). Si bien esta diferencia es ajustada, Castillo ya había obtenido el primer lugar en la primera vuelta (18,921%), seguido de Fujimori (14,403%), Rafael López Aliaga de Renovación Popular (11,751%), Hernando de Soto de Avanza País (11,626%), Yonhy Lescano de Acción Popular (9,071%) y Verónica Mendoza de Juntos por el Perú (7,865%). El resto de candidaturas obtuvo porcentajes alrededor de 6% o menos y no se incluyeron en el estudio.

A continuación, se analizan los patrones geográficos de la votación hacia estas seis principales candidaturas de la primera vuelta electoral, tanto para el nivel provincial como para el nivel distrital. Hay motivos teóricos para incluir estos dos ámbitos subnacionales; particularmente, reconocer que son los niveles territoriales más desagregados para analizar resultados electorales.¹⁵ Asimismo, en principio, no se tendría que anticipar los mismos resultados empíricos debido al conocido problema del cambio de unidad de análisis (MAUP, por sus siglas en inglés) en geografía y sus aplicaciones a la ciencia política (SOIFER 2019).

Sin embargo, también existen motivaciones prácticas: como se indicó en la discusión metodológica, Perú cuenta con dos distritos que son islas y, por lo tanto, no tienen enlaces con otros distritos (cero vecinos). Esto añade complejidad al análisis porque no existe total consenso en la literatura sobre cómo lidiar con este tipo de unidades territoriales.¹⁶ Pero contar con los hallazgos a nivel provincial agrega cierta robustez a los resultados distritales.

4.1 ANÁLISIS PRELIMINAR

Antes de pasar a un análisis más detallado, los Gráficos 4 y 5 permiten visualizar la significancia estadística del índice global de Moran para los niveles provincial y distrital, respectivamente. Cada figura presenta seis histogramas, uno por cada candidatura, donde el valor estadístico (línea vertical en gris) es comparado con la distribución de diferencia (línea curva en negro).

15 No se incluye el nivel departamental porque algunos autores señalan que no es recomendable hacer ESDA con menos de 30 observaciones.

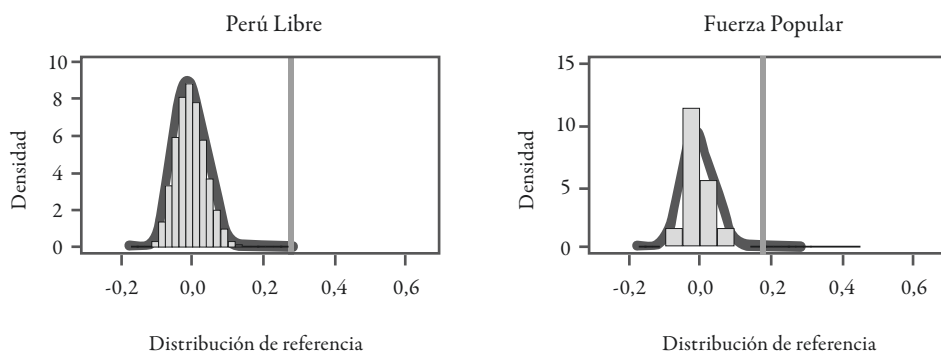
16 En términos técnicos, sin embargo, el paquete de R `spdep` permite indicar que existe este tipo de distritos y calcular los resultados.

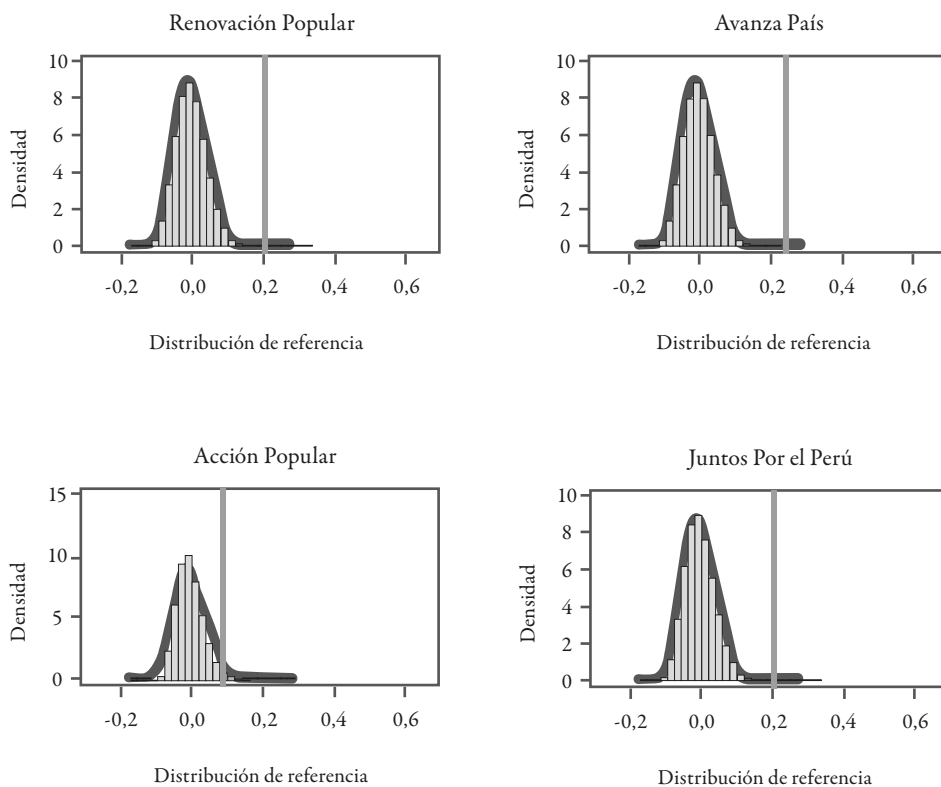
Los resultados a nivel distrital son estadísticamente significativos en todos los casos, como puede notarse por la posición claramente hacia la derecha de la línea negra (Gráfico 5). Lo mismo se comprueba cuando se observa el pseudovalor p porque alcanza un 0,00001 para todas las candidaturas. Esto quiere decir que ningún estadístico creado a partir de las simulaciones Monte Carlo excede el verdadero valor del estadístico. En términos inferenciales, se puede concluir que se rechaza la hipótesis nula de total aleatoriedad: hay patrones geográficos a nivel distrital.

Por contraste, la significancia estadística no es tan clara para el nivel provincial, salvo para las votaciones a favor de Castillo (Perú Libre), de Soto (Avanza País) y, acaso, Mendoza (Juntos por el Perú) (Gráfico 4). Rechazar la hipótesis nula para las candidaturas de Fujimori (Fuerza Popular) y, sobre todo, Lescano (Acción Popular) es particularmente problemático: el pseudovalor p es 0,00266 y 0,02413, respectivamente. Es decir, como muestra el gráfico, existen traslapes entre el estadístico y la distribución de referencia. La probabilidad de que se pueda rechazar la hipótesis nula a nivel provincial es menos clara que en el nivel distrital y no puede realizarse cuando se trata de la votación para Lescano.

GRÁFICO 4

Resultados del índice global de Moran y distribución de referencia a nivel provincial





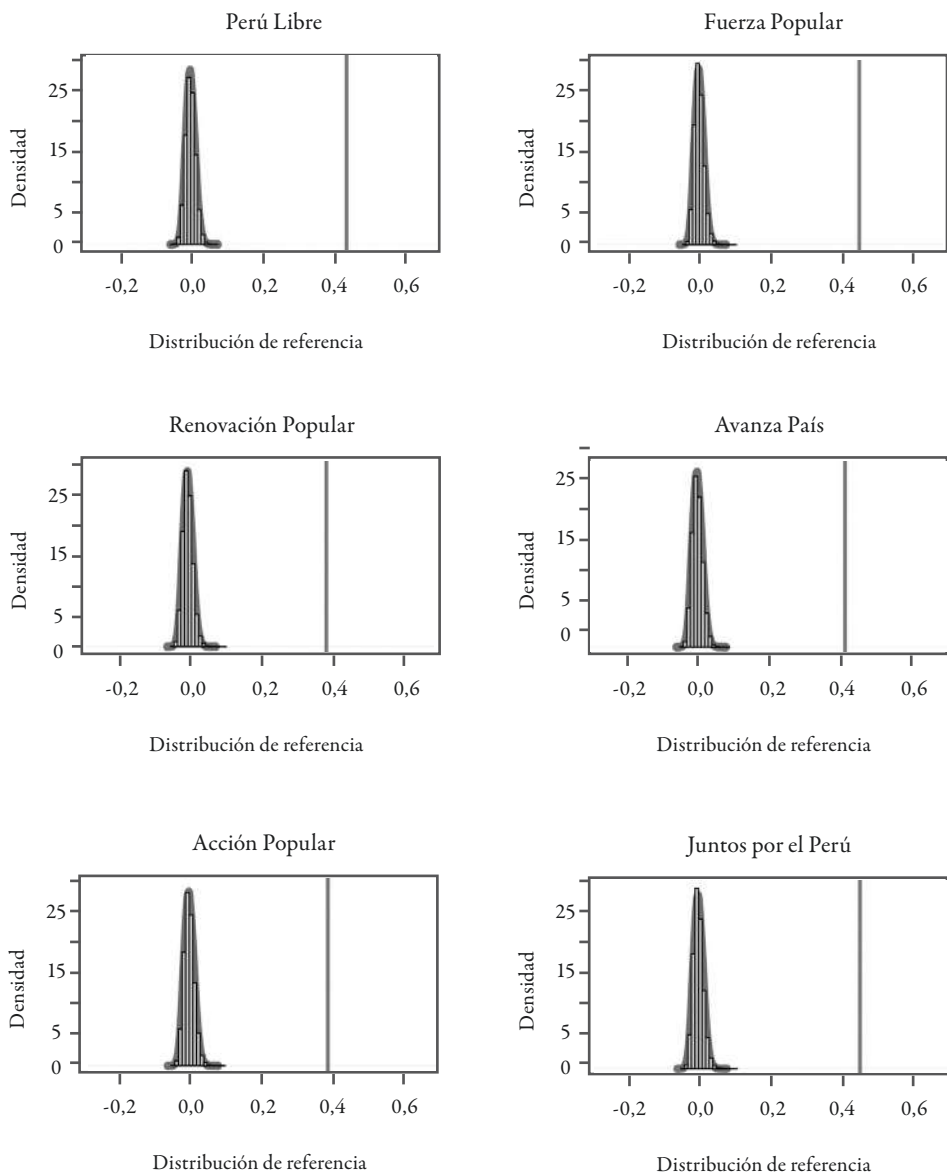
Fuente: Elaboración propia.

Este análisis se puede complementar con gráficos de dispersión para ambos niveles de análisis.¹⁷ El Gráfico 6 (provincial) y el Gráfico 7 (distrital) muestran dispersión para cada candidatura. La distribución de todas las unidades territoriales, cada una de ellas representada por una burbuja, responde a dos ejes: el horizontal (X) muestra el porcentaje de votos válidos en la unidad territorial (centrados hacia la media) y el eje vertical (Y) señala el porcentaje de votos válidos (centrados hacia la media) de las unidades vecinas.

¹⁷ Salvo los histogramas arriba, todos los gráficos se generaron con el paquete de R ggplot2. Se siguió muy de cerca el ejemplo de Harbers e Ingram (2019).

GRÁFICO 5

Resultados del índice global de Moran y distribución de referencia a nivel distrital



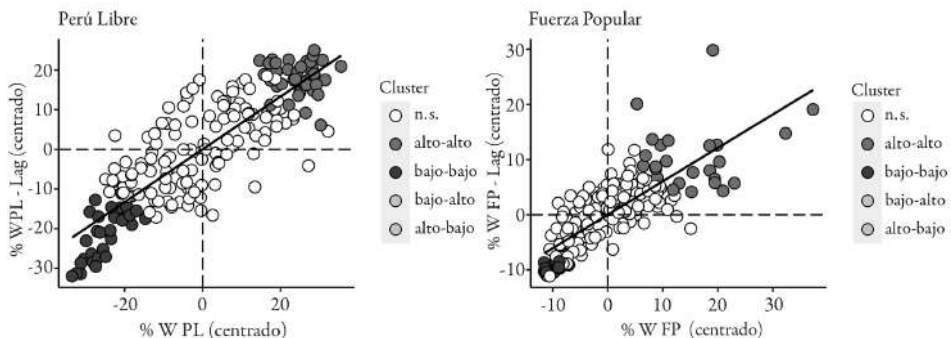
Fuente: Elaboración propia.

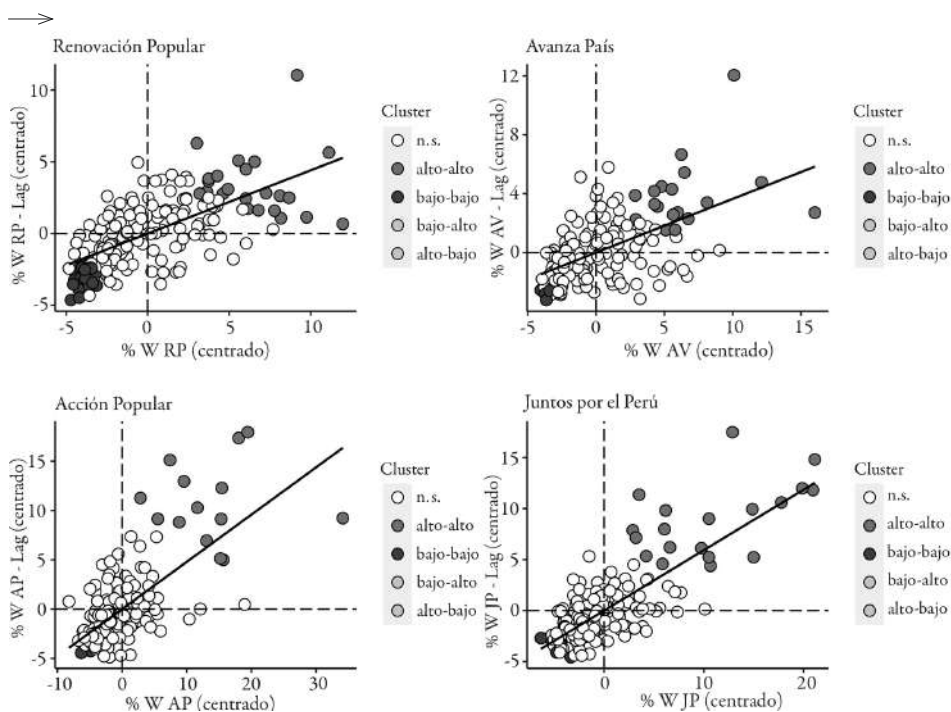
Interpretar estos gráficos requiere fijar la atención en dos elementos. Por un lado, las burbujas toman algún color cuando cruzan el umbral de interés y se quedan en color blanco cuando no son de interés (n. s.) a un nivel de 0,05. Como señala la leyenda, el color depende del tipo de patrón geográfico al que responden.

Por otro lado, en relación con el tipo de patrón geográfico, cada gráfico muestra cuadrantes creados a partir de la intersección de la media para cada eje (las líneas punteadas que cruzan el valor 0). El primer cuadrante (alto-alto) muestra las unidades territoriales con porcentajes de votación mayores a la media y cuyos vecinos (en promedio) también muestran porcentajes de votación mayores a la media. Al lado opuesto en diagonal, el tercer cuadrante (bajo-bajo) muestra las unidades territoriales con porcentajes de votación menores a la media y cuyos vecinos (en promedio) también muestran porcentajes de votación menores a la media. Por último, el segundo cuadrante (bajo-alto) y el cuarto cuadrante (alto-bajo) permiten visualizar las unidades territoriales que contrastan con sus unidades vecinas.

GRÁFICO 6

Gráficos de dispersión del índice de Moran a nivel provincial



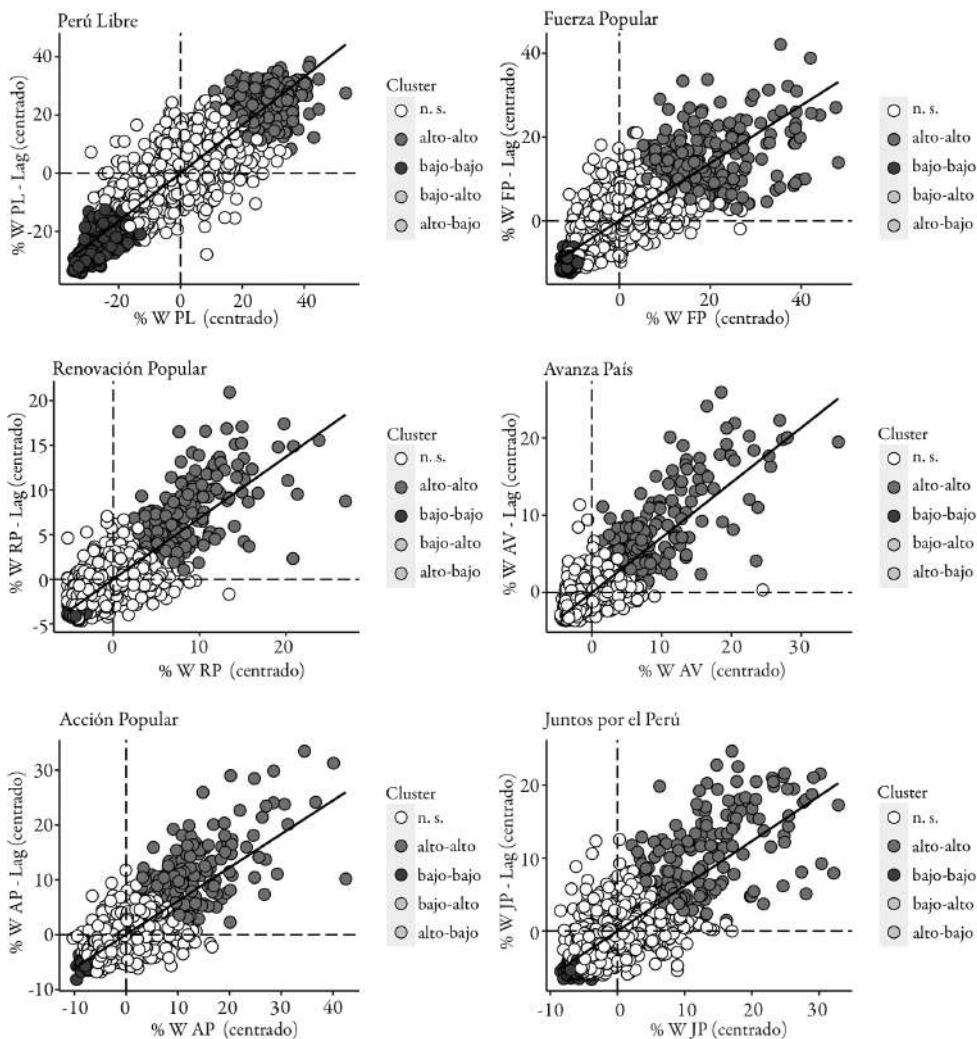


Fuente: Elaboración propia.

Del Gráfico 6 se desprende nuevamente que predominan las provincias que no son de interés. Pero se puede notar que en todos los casos, incluidos Fujimori (Fuerza Popular) y Lescano (Acción Popular), se encuentran algunas provincias de interés. Visto desde los lentes provinciales, en la primera vuelta destaca el patrón geográfico alto-alto con núcleos cálidos, seguido por el patrón geográfico bajo-bajo con núcleos fríos y ningún valor atípico. El Gráfico 7 muestra hallazgos similares para el nivel distrital, aunque la proporción de distritos de interés parece mayor. Nuevamente predominan los núcleos cálidos y fríos, pero también se encuentra un único valor atípico en color gris claro (bajo-alto) para la candidatura de Pedro Castillo (Perú Libre).

GRÁFICO 7

Gráficos de dispersión del índice de Moran a nivel distrital



Fuente: Elaboración propia.

¿Dónde se encuentran estos patrones geográficos en el mapa del Perú? El resto de la sección permite responder esta pregunta a partir de mapas coropléticos y, sobre todo, mapas LISA a nivel provincial y distrital.

4.1.1 PEDRO CASTILLO (PERÚ LIBRE)

El Gráfico 8 muestra cuatro mapas que permiten visualizar los resultados obtenidos por el candidato de Perú Libre en la primera vuelta y rescatar los patrones geográficos de esta votación. Los dos mapas de arriba corresponden al nivel provincial y los dos mapas de abajo, al nivel distrital; mientras tanto, los dos mapas de la izquierda son coropléticos y los dos mapas de la derecha son LISA (o de conglomerados).¹⁸ En todos ellos, los límites departamentales aparecen en color gris. La leyenda de los mapas coropléticos indica que la intensidad del color aumenta según el porcentaje de votación válida, de modo que los colores más fuertes tienen porcentajes cercanos a 75% o más.

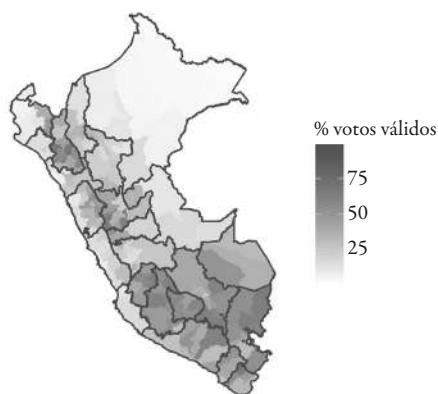
Los mapas coropléticos (izquierda arriba e izquierda abajo en la figura) sugieren nuevamente la idea ampliamente arraigada de que existe un conglomerado geográfico en el sur del país cuando se trata de un candidato con las características de Pedro Castillo, calificado de extrema izquierda, izquierda radical, anti-*establishment*, antisistema o populista en los análisis políticos. Efectivamente, se puede visualizar una mayor intensidad de votos hacia el candidato no solo en la sierra sur, sino también en, prácticamente, todo el sur del país. Al mismo tiempo, hay provincias y distritos que rompen un poco con esta imagen. Casi al otro extremo del territorio nacional, el candidato también obtiene un alto porcentaje de votos, alrededor de las regiones de Cajamarca, Huánuco y, en cierto sentido, Áncash.

18 Este orden se repite en todos los gráficos que presentan mapas en la primera vuelta (Gráficos 9-13) y segunda vuelta (Gráfico 15).

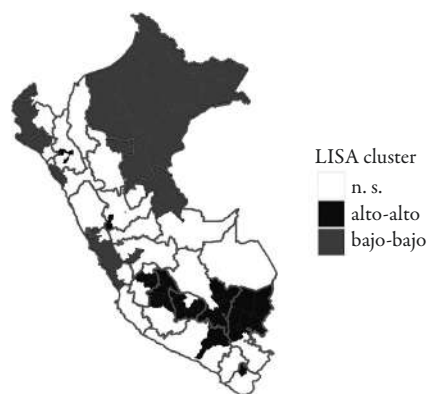
GRÁFICO 8

Mapas coropléticos y LISA - Perú Libre (primera vuelta) a nivel provincial y distrital

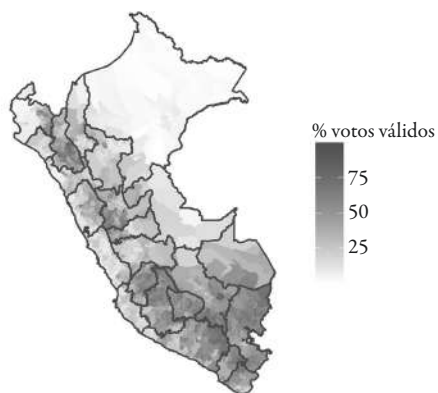
% de votos válidos - Provincial 1V



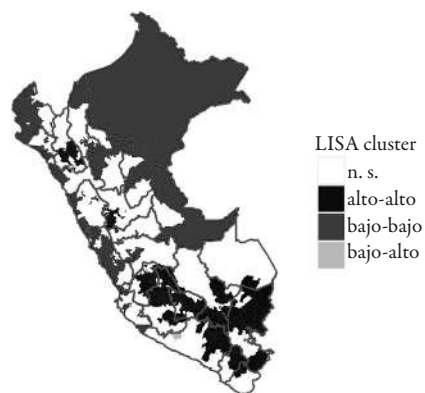
Conglomerados LISA (Provincial (1V))



% de votos válidos - Distrital 1V



Conglomerados LISA (Distrital (1V))



Fuente: Elaboración propia.

Sin embargo, el análisis de autocorrelación espacial comprueba que no necesariamente todas estas zonas conforman patrones geográficos. Hay ciertos elementos que reafirman las intuiciones iniciales. El índice global de Moran es significativo, como se indicó anteriormente, para ambos niveles y, además, adquiere un valor de 0,27916 a nivel provincial y 0,44477 a nivel distrital.

Es decir, se encuentra una correlación espacial positiva (por ejemplo, valores similares se agrupan entre sí). Además, en línea con la lectura basada en mapas coropléticos, los mapas LISA (derecha arriba y derecha abajo) efectivamente presentan una importante presencia de núcleos cálidos (alto-alto) en el sur tanto para provincias (39) como para distritos (436).

Pero la imagen dista de ser un sur totalmente homogéneo. Los núcleos cálidos se concentran en la sierra sur, y cruzan provincias y distritos de Puno, Apurímac, Ayacucho y Huancavelica. En cambio, hay una menor presencia de este tipo de patrones geográficos en Cusco, Arequipa, Moquegua y Tacna. Además, la provincia de Puno en el departamento del mismo nombre y también sus distritos destacan por no ser núcleos cálidos.

También existen conglomerados espaciales alto-alto fuera del sur. A nivel provincial, se encuentran núcleos cálidos en Cajamarca (Hualgayoc, San Pablo y Santa Cruz) y Huánuco (Lauricocha y Yarowilca). El análisis distrital detecta núcleos cálidos en estas mismas regiones (51 distritos de Cajamarca y 33 de Huánuco), pero también en distritos de Áncash (Shilla y Amascha en Carhuaz; Huacachi y San Pedro en Huari; Piscobamba, Lucma, Llumpa y Musga en Mariscal Luzuriaga, y Yauya en Carlos Fermín Fitzcarrald).

Ahora bien, se debe recordar que existen patrones geográficos que agrupan unidades territoriales con porcentajes bajos de votación (bajo-bajo, para resumir) y que aparecen en color gris oscuro en los mapas LISA. A nivel provincial, se detectan treinta y tres núcleos fríos que se ubican predominantemente en la zona oriente (regiones amazónicas), en la costa norte y en la capital. El análisis distrital arroja 443 núcleos fríos ubicados de forma similar que las provincias con el mismo patrón geográfico, aunque los distritos también se extienden más allá como en el caso de la costa norte y en la zona que corresponde a Ucayali. Contra intuitivamente, el principal patrón geográfico a nivel distrital para Pedro Castillo es el que concentra geográficamente porcentajes de votación bajos.

Finalmente, como se señaló previamente, una particularidad del mapa LISA a nivel distrital para Castillo es que exhibe un valor atípico bajo-alto (color gris claro en el mapa): el distrito de Cahuacho en la provincia de Caravelí de la región Arequipa. Este patrón geográfico podría ser fácilmente ignorado en un análisis únicamente basado en mapas coropléticos.

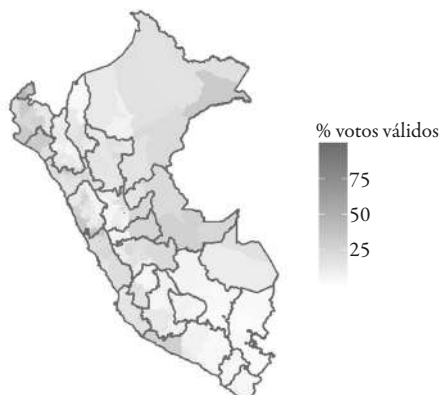
4.1.2 KEIKO FUJIMORI (FUERZA POPULAR)

En el caso de la candidata de Fuerza Popular, lo primero que llama la atención de los mapas coropléticos (izquierda arriba e izquierda abajo en el Gráfico 9) es la baja intensidad en los colores, pese a que se ubicó en segundo lugar después de Castillo. El candidato de Perú Libre ostenta varias provincias y distritos con porcentajes por encima de 75% a su favor, mientras que Fujimori tiene más problemas para concentrar similares porcentajes de votación. Pero, de alguna manera, se podría observar que ella presenta una concentración del voto en unidades territoriales precisamente donde Castillo tuvo menos éxito: Lima, costa norte y, en parte, la Amazonía.

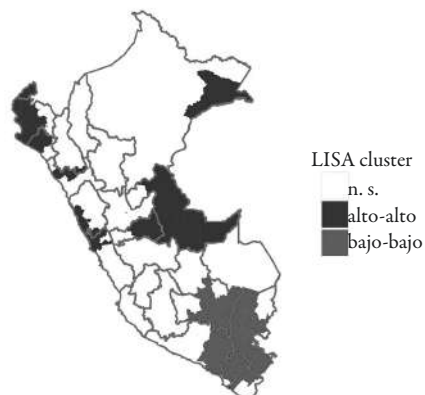
GRÁFICO 9

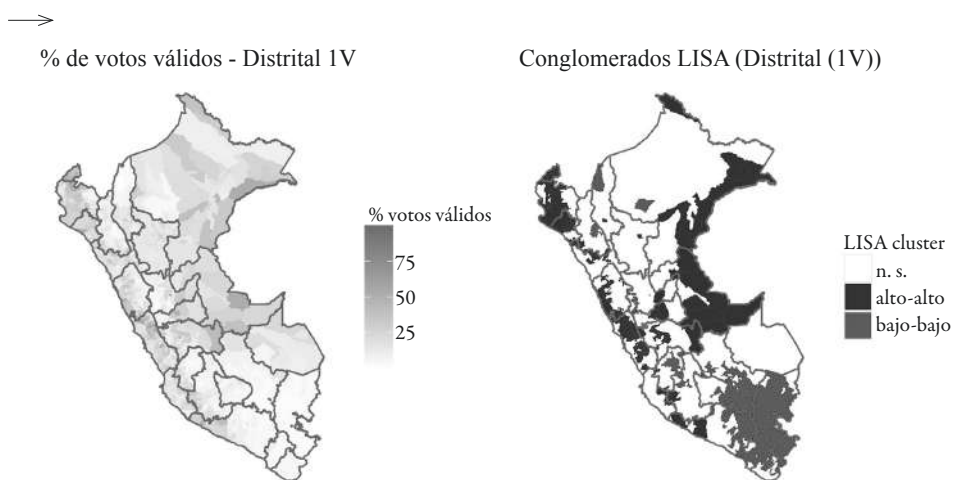
Mapas coropléticos y LISA - Fuerza Popular (primera vuelta) a nivel provincial y distrital

% de votos válidos - Provincial 1V



Conglomerados LISA (Provincial (1V))





Fuente: Elaboración propia.

El análisis de autocorrelación espacial permite determinar con mayor precisión si existen patrones geográficos, de qué tipo y dónde. Como se mencionó, el índice global de Moran es claramente significativo a nivel distrital, pero no tanto a nivel provincial. En otras palabras, probablemente la distribución espacial del voto para Fujimori no es aleatoria (sobre todo a nivel distrital). El estadístico adquiere un valor de 0,47511 (distrital) y 0,17568 (provincial), lo que señala una correlación espacial positiva; es decir, los valores similares se agrupan entre sí, como en los conglomerados alto-alto y bajo-bajo.

El mapa LISA a nivel provincial (derecha arriba en Gráfico 9) determina la presencia de núcleos cálidos (color negro) predominantemente en regiones del norte, como Piura (seis provincias), Tumbes, La Libertad, Lima y Áncash (tres provincias), y Cajamarca y Lambayeque (dos provincias). Sin embargo, Ucayali (tres provincias), Loreto (una provincia) y Pasco (una provincia) también presentan núcleos cálidos. En total, la votación para Fujimori exhibe veinticinco núcleos cálidos.

Si la presencia de patrones geográficos fuera de Lima y la costa norte ya rompe en cierta medida con las intuiciones sobre Fujimori, también llama la atención que su principal patrón geográfico sean los núcleos fríos (color gris). Las treinta y una provincias de este tipo se ubican en el sur del país: once de las

trece provincias de Cusco, diez de las trece provincias de Puno, tres provincias en Tacna y Arequipa, y dos provincias tanto en Moquegua como en Apurímac.

A nivel distrital (mapa LISA a la derecha y abajo del Gráfico 9), se observa una tendencia muy similar. Nuevamente, el patrón geográfico predominante son los núcleos fríos (331) y, por debajo, los núcleos cálidos (275). La ubicación de estos conglomerados es bastante similar a lo descrito para el nivel provincial, incluido un grupo de conglomerados alto-alto en el oriente (incluso con una extensión más clara de Loreto hasta Ucayali y Pasco).

Sin embargo, otros conglomerados distritales rompen más con las intuiciones: el porcentaje de votos válidos para Fujimori también conforma núcleos cálidos en el sur (diez distritos en Arequipa, cinco en Ayacucho y, más hacia al norte, seis en Ica) y núcleos fríos hacia el norte (ocho en Áncash y, podría incluirse, uno tanto en Amazonas como en Loreto). En otras palabras, una idea demasiado parsimoniosa de los patrones geográficos a partir de la observación de mapas coropléticos podría ser engañosa.

4.1.3 RAFAEL LÓPEZ ALIAGA (RENOVACIÓN POPULAR)

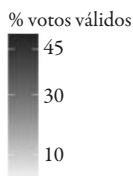
Empezando por Rafael López Aliaga, la escala de los mapas coropléticos de todas las candidaturas que son analizadas en el resto de la sección tuvo que ser ajustada para permitir visualizar diferencias en la votación. De aquí en adelante, los colores más intensos se aproximan a 45% o más. Esta decisión responde a los porcentajes bastante reducidos de las cuatro candidaturas, sobre todo, cuando se desagregan a nivel subnacional. Una mirada panorámica de estos mapas (izquierda arriba e izquierda abajo en el Gráfico 10) sugiere que los porcentajes más altos de votación se concentran alrededor de Lima, regiones del norte y, en cierta medida, Pasco.

Cuando se analiza la autocorrelación espacial, se debe recordar que el índice global de Moran es claramente significativo para el nivel distrital y posiblemente significativo para el nivel provincial. En este sentido, es probable que la distribución espacial no sea aleatoria en ninguno de estos ámbitos territoriales y, en este sentido, existen patrones geográficos. Además, el estadístico toma un valor de 0,20628 a nivel provincial y 0,36719 a nivel distrital, lo que sugiere nuevamente una autocorrelación espacial positiva.

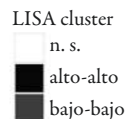
GRÁFICO 10

Mapas coropléticos y LISA - Renovación Popular a nivel provincial y distrital

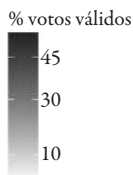
% de votos válidos - Provincial



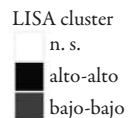
Conglomerados LISA (Provincial)



% de votos válidos - Distrital



Conglomerados LISA (Distrital)



Fuente: Elaboración propia.

El mapa LISA para provincias (arriba y a la derecha en el Gráfico 10) muestra, como ya se señaló previamente, que predominan los conglomerados bajo-bajo (veinticinco observaciones), aunque seguidos de cerca por los conglomerados alto-alto (veinticuatro observaciones). Los primeros se concentran principalmente en

las regiones Puno, Cusco, Ayacucho y otras provincias de regiones contiguas a las mencionadas. Pero también se encuentran tres provincias ubicadas más al norte que son núcleos fríos, todas pertenecientes a Áncash. En cambio, los núcleos cálidos se ubican en Lima, Ica y regiones de la costa norte (La Libertad, Lambayeque, Piura), pero también en la sierra central (Pasco, Huánuco y Junín). Nuevamente, se encuentra un patrón geográfico que escapa de las intuiciones: la votación para un candidato calificado de extrema derecha, ultraderecha o conservador como López Aliaga conforma conglomerados fuera de Lima y en la costa norte.

El mapa de conglomerados para el nivel distrital (abajo y a la derecha en el Gráfico 10) tiene básicamente los mismos patrones geográficos que el mapa LISA provincial. En este caso, sí puede notarse una predominancia de núcleos cálidos (237 distritos) ubicados principalmente en Lima (79 observaciones), Huánuco (veintiocho observaciones), Lambayeque (veintitrés observaciones), La Libertad (veintiún observaciones), Ica (diecinueve observaciones), Junín (diecisiete observaciones) y otras ocho regiones. Como consecuencia, se confirma una presencia importante de conglomerados alto-alto que escapan de Lima y la costa norte. Por su parte, los núcleos fríos de nivel distrital son 164 y comparten el patrón geográfico provincial ya mencionado. Pero hay una notable diferencia: existen doce distritos con el patrón bajo-bajo que se ubican en Loreto.

4.1.4 HERNANDO DE SOTO (AVANZA PAÍS)

Los mapas coropléticos (arriba izquierda y abajo izquierda en el Gráfico 11) anticipan poco sobre el candidato Hernando de Soto, salvo que concentra sus votos en, sobre todo, la costa peruana y que sus porcentajes más altos se ubican en la provincia de Arequipa. Por contraste, los mapas de conglomerados (arriba derecha y abajo derecha en el Gráfico 11) llaman la atención por la ausencia relativa de patrones geográficos cuando se compara con el análisis espacial para las anteriores candidaturas. Pero se debe recordar que el índice global de Moran es altamente significativo a nivel provincial y distrital (con un valor para el estadístico de 0,23812 y 0,41375, respectivamente). Es decir, se rechaza la hipótesis nula de total aleatoriedad.

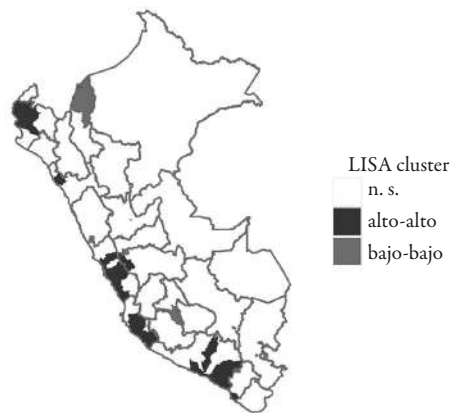
GRÁFICO 11

Mapas coropléticos y LISA - Avanza País a nivel provincial y distrital

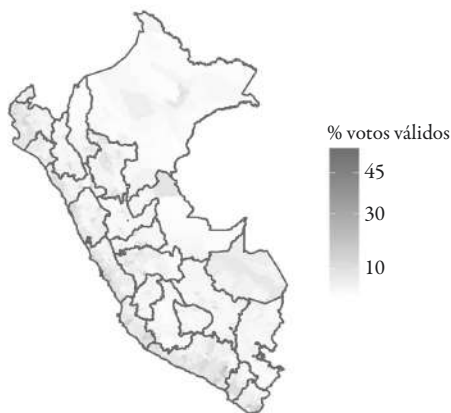
% de votos válidos - Provincial



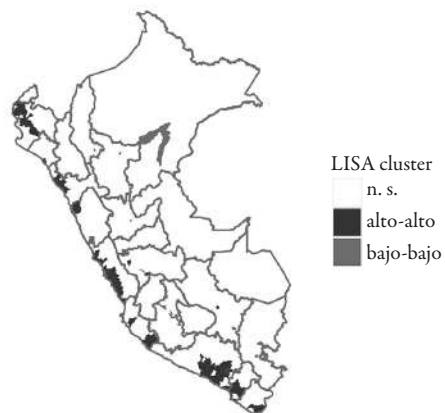
Conglomerados LISA (Provincial)



% de votos válidos - Distrital



Conglomerados LISA (Distrital)



Elaboración propia.

El mapa LISA, a nivel provincial, (arriba y a la derecha del Gráfico 11) muestra dieciocho núcleos cálidos ubicados principalmente en Lima, Piura y Arequipa. Es decir, los conglomerados alto-alto están predominantemente ubicados de sur a norte en la costa. En cambio, un total de cuatro núcleos fríos se ubican en

las provincias de Sucre, Víctor Fajardo y Vilcas Huamán en Ayacucho y Condorcanqui en Amazonas. Es difícil imaginar una discusión sobre estos conglomerados bajo-bajo en ausencia de un análisis de autocorrelación espacial.

A nivel distrital, el mapa LISA, ubicado en la esquina inferior derecha del Gráfico 11, muestra un patrón geográfico muy similar para los núcleos cálidos. Un total de 203 distritos de interés se ubican en el cuadrante alto-alto predominante en la costa, de sur a norte, pero incluye no solo unidades territoriales en regiones mencionadas en el análisis provincial, sino, también, núcleos cálidos distritales en regiones como Tacna y Áncash. En cambio, únicamente hay nueve distritos de interés que se ubican en el cuadrante bajo-bajo: seis en el departamento de Ayacucho y dos en Loreto.

4.1.5 YONHY LESCANO (ACCIÓN POPULAR)

Los mapas coropléticos para la votación de Lescano (arriba izquierda y abajo izquierda en el Gráfico 12) muestran una concentración de votos en la región Puno, su región natal, y que lo eligió como Congresista de la República en el pasado. También se encuentra un porcentaje alto de votos en algunas provincias y distritos de Loreto.

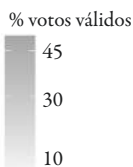
Por su parte, el análisis espacial revela un índice global de Moran que es claramente significativo a nivel distrital (pseudovalor p de 0,00001), pero que es mucho menos significativo a nivel provincial (pseudovalor p de 0,02413). En este sentido, no se puede rechazar la hipótesis nula de total aleatoriedad a nivel provincial. El estadístico a nivel distrital, el único al que se debería prestar atención por la significancia, es 0,38481 e indica cierta correlación espacial positiva (los valores similares se agrupan entre sí).

Los mapas LISA (cuadrante superior derecho e inferior derecho del Gráfico 12) destacan por mostrar menos patrones geográficos que en el caso de las candidaturas previas. Por un lado, el mapa LISA provincial (arriba y a la izquierda) muestra catorce núcleos cálidos, ubicados en doce de las trece provincias de la región Puno y dos de las tres provincias de la región de Moquegua. Por otro lado, hay dos núcleos fríos provinciales hacia el norte: la provincia de Cajamarca y Hualgayoc en Cajamarca.

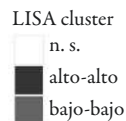
GRÁFICO 12

Mapas coropléticos y LISA - Acción Popular a nivel provincial y distrital

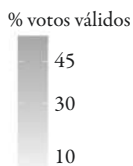
% de votos válidos - Provincial



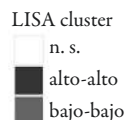
Conglomerados LISA (Provincial)



% de votos válidos - Distrital



Conglomerados LISA (Distrital)



Fuente: Elaboración propia.

Por otro lado, el mapa de conglomerados a nivel distrital (abajo y a la derecha en el Gráfico 12) muestra 180 núcleos cálidos. Al igual que en el nivel provincial, estos distritos se ubican claramente en la región Puno (102 distritos) a

lo largo de doce de sus trece provincias. El resto de distritos que responden a un patrón alto-alto se ubican en diferentes regiones (como Moquegua, Tacna, Huancavelica, Pasco, Junín y La Libertad) y, también, en claro contraste con LISA provincial, en Loreto, Amazonas y San Martín.

Los núcleos fríos distritales constituyen un importante número (109 en total), muchos de ellos ubicados en el norte del país. Estos distritos con un patrón geográfico bajo-bajo se ubican predominantemente en Cajamarca (treinta y una observaciones), Lima (dieciséis observaciones), La Libertad (quince observaciones), Áncash (once observaciones), Ayacucho (diez observaciones) y Piura (ocho observaciones). Pero también se encuentran en Huánuco (cinco observaciones), Amazonas (cuatro observaciones), Tumbes (dos observaciones), Apurímac (dos observaciones) y, con una observación cada uno, Loreto, Pasco, Callao, San Martín y Cusco.

En suma, es interesante observar que un candidato usualmente calificado como de izquierda y conservador efectivamente exhibe conglomerados alto-alto en el sur. Pero la ubicación de otros conglomerados del mismo tipo (sobre todo en el oriente) podrían romper un poco con las expectativas. También vale la pena destacar que algunos de sus conglomerados bajo-bajo se ubican en Ayacucho o en Cusco (el distrito de Ocongate, provincia de Quispicanchi y departamento del Cusco); es decir, un tanto en contrasentido con las ideas prevalecientes sobre patrones geográficos.

4.1.6 VERÓNICA MENDOZA (JUNTOS POR EL PERÚ)

Por último, se analiza la votación para Verónica Mendoza, quien recibió el menor porcentaje de votos en los resultados de las candidaturas incluidas en el presente estudio. Los mapas coropléticos (arriba y abajo a la izquierda del Gráfico 13) a nivel provincial y distrital sugieren una ligera tendencia en las regiones de Ucayali, Lima, Ayacucho y Áncash, sin embargo, lo que más llama la atención es la votación concentrada en la región Cusco.

El índice global de Moran es fuertemente significativo para el nivel distrital y significativo para el nivel provincial. Además, los valores del estadístico para el nivel provincial y distrital son 0,20373 y 0,45508, respectivamente.

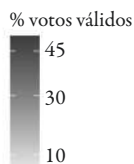
Por este motivo, es probable estar otra vez ante la presencia de una correlación espacial positiva.

Si pasamos al mapa LISA provincial (arriba a la derecha del Gráfico 13), se identifican un total de 19 núcleos cálidos. Estos se ubican en todas las provincias de Cusco (con excepción de Espinar), las provincias centro y sur de Apurímac, Parinacochas (Ayacucho) y La Unión (Arequipa). Por otra parte, las seis provincias que son núcleos fríos se encuentran en Cajamarca y Huánuco. En este sentido, los patrones geográficos alto-alto corresponden de alguna manera con lo esperado para una candidata de izquierda (concentración en el sur), mientras los patrones bajo-bajo resultan de alguna manera inesperados (como se dijo anteriormente, no suelen ser parte de los razonamientos sobre patrones espaciales).

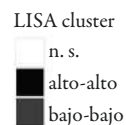
GRÁFICO 13

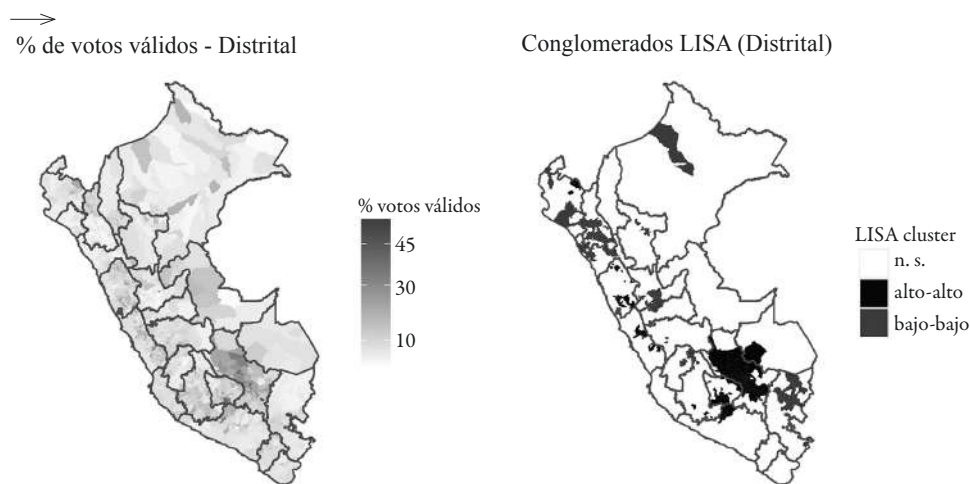
Mapas coropléticos y LISA - Juntos por el Perú a nivel provincial y distrital

% de votos válidos - Provincial



Conglomerados LISA (Provincial)





Fuente: Elaboración propia.

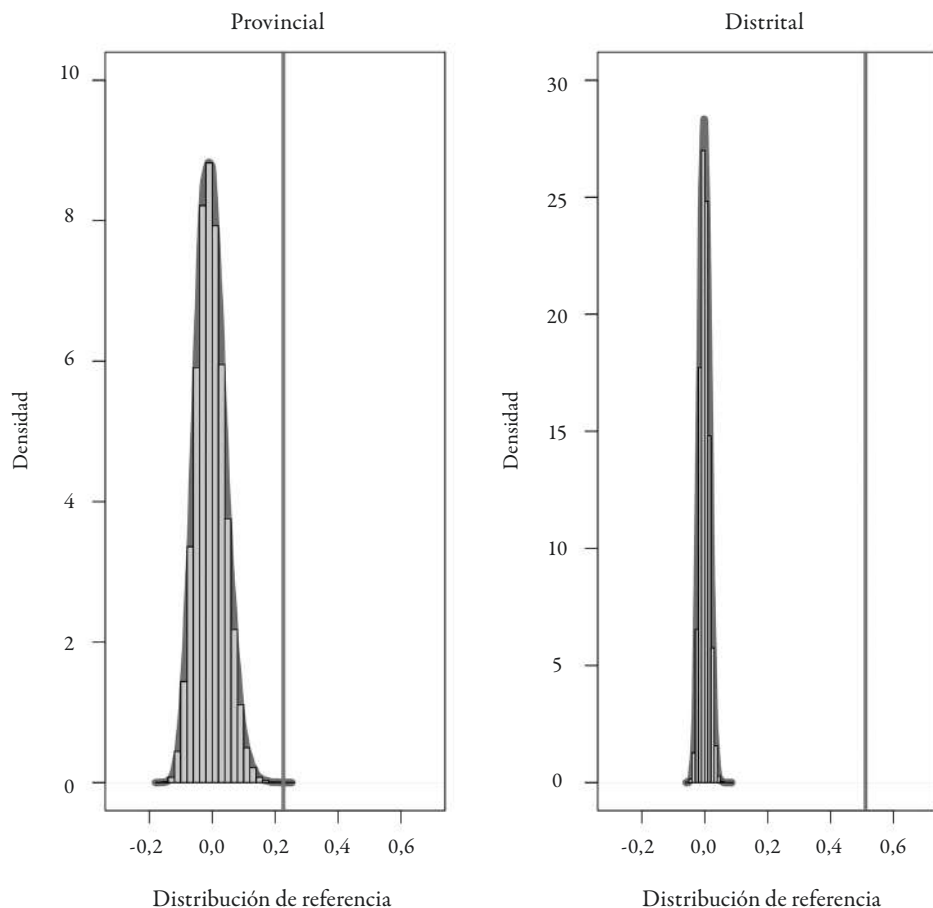
El análisis distrital (mapa LISA situado abajo y a la derecha) identifica 181 núcleos cálidos, nuevamente concentrados en Cusco y las regiones mencionadas en el análisis provincial (Ayacucho, Apurímac y Arequipa). Sin embargo, los conglomerados alto-alto para esta candidata también se ubican en distritos de las regiones de Lima, Áncash, Madre de Dios, Junín y Piura. Es decir, LISA distrital expande el universo de núcleos cálidos fuera del sur del país. Por su parte, los 135 conglomerados bajo-bajo están bastante dispersos en el territorio nacional. Pero llama la atención que existan 17 núcleos fríos localizados en Puno; es decir, precisamente en el sur del país.

5. ANÁLISIS DE RESULTADOS: SEGUNDA VUELTA PRESIDENCIAL

La segunda vuelta fue disputada entre las candidaturas de Castillo (Perú Libre) y Fujimori (Fuerza Popular). En la medida que el análisis utiliza como variable el porcentaje de votos válidos, los resultados para cada candidata o candidato son una suerte de espejo del otro. Entonces, para evitar duplicidad en los gráficos se optó por incluir únicamente aquellos que corresponden a la votación hacia Castillo (Perú Libre). Sin embargo, debe tomarse en cuenta que este análisis también refleja los resultados (en sentido inverso) para Fujimori (Fuerza Popular): los núcleos fríos para Perú Libre (Pedro Castillo) son los núcleos cálidos para Fuerza Popular (Keiko Fujimori) y viceversa.

GRÁFICO 14

Resultados del índice global de Moran y distribución de referencia a nivel provincial



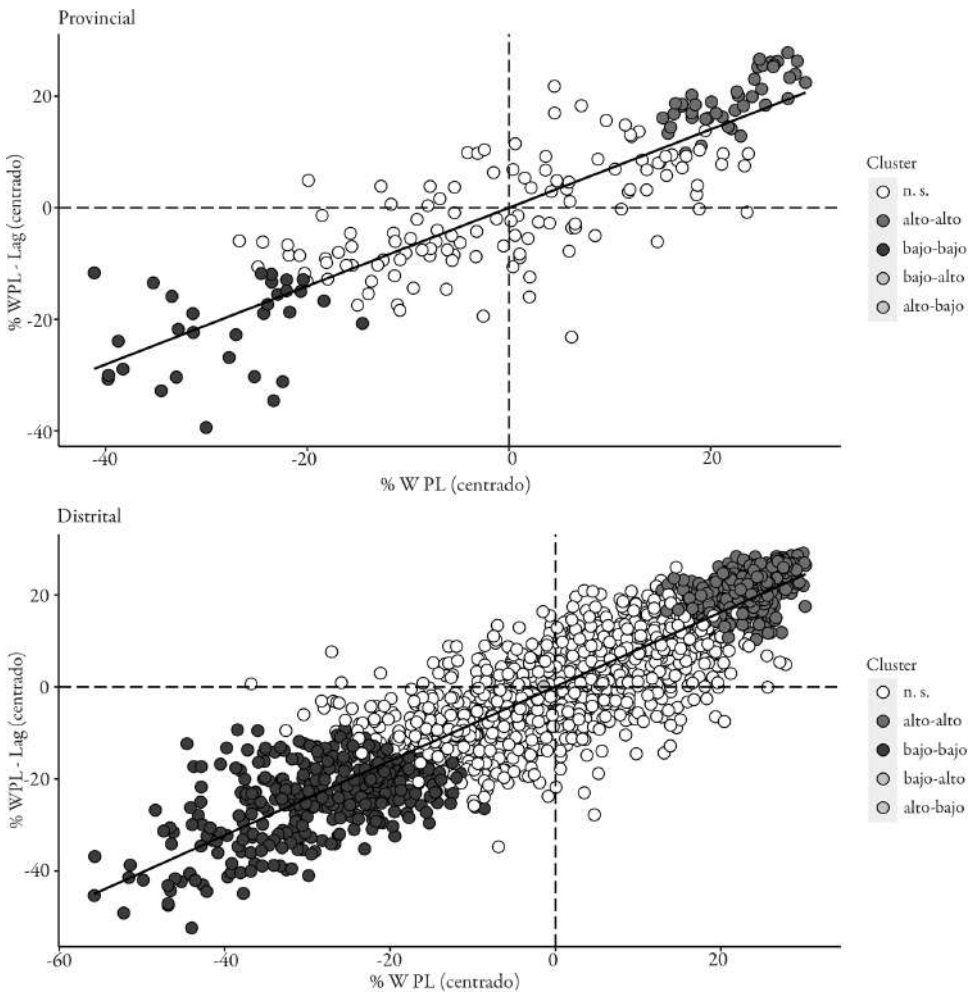
Fuente: Elaboración propia.

Como se indicó en la sección anterior, interpretar el índice global de Moran requiere empezar por determinar la seudosignificancia estadística. El Gráfico 14 presenta dos histogramas en los que el valor del estadístico de la verdadera data (línea vertical en gris) se compara con la distribución de referencia obtenida a través de las simulaciones Monte Carlo (línea curva en negro). El histograma de la izquierda muestra los resultados a nivel provincial, mientras que el histograma de la derecha corresponde al nivel distrital. En ambos casos, se rechaza

la hipótesis nula de completa aleatoriedad espacial. La posición del estadístico, claramente a la derecha de la distribución de referencia, sugiere una fuerte significancia estadística. Además, el pseudovalor p es 0,00002 para el nivel provincial y 0,00001 para el nivel distrital. Es decir, prácticamente ninguno (para el nivel provincial) o ninguno (para el nivel distrital) de los estadísticos computados a partir de las simulaciones excede el verdadero valor del estadístico.

GRÁFICO 15

Gráficos de dispersión del índice de Moran a nivel provincial y distrital



Fuente: Elaboración propia.

Siguiendo con estos resultados estadísticamente significativos, los valores del índice global de Moran a nivel provincial y distrital son 0,22626 y 0,51076, respectivamente. Ambos valores indican la presencia de una correlación espacial positiva. Es decir, los valores similares suelen agruparse entre sí.

El Gráfico 15 muestra dos mapas de dispersión que también permiten visualizar la correlación espacial positiva a nivel provincial (arriba) y nivel distrital (abajo). Como en el caso del análisis de primera vuelta, otra ventaja de este gráfico es que hace posible observar los cuadrantes con diferentes tipos de conglomerados (o valores atípicos espaciales) y las unidades de análisis (provincias y distritos) que son de interés estadístico. En esta segunda vuelta, también se advierte la presencia de un valor atípico bajo-alto (burbuja gris claro) en el ámbito distrital y la ausencia de valores atípicos alto-bajo (color gris) en cualquier nivel. En cambio, predominan los núcleos cálidos (41 provinciales y 196 distritales) y núcleos fríos (31 provinciales y 212 distritales).

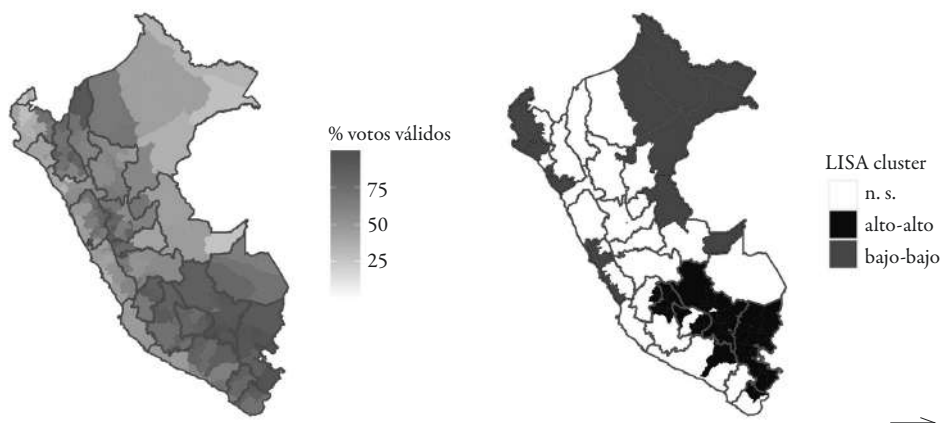
Ahora bien, ¿dónde se ubican ambos tipos de conglomerados? Nuevamente, los mapas coropléticos y los mapas de valores LISA permiten responder esa pregunta. El Gráfico 16 presenta un panel con cuatro mapas: dos coropléticos (izquierda) y dos con los valores LISA (derecha), dos provinciales (arriba) y dos distritales (abajo). De esta manera, se puede visualizar la ubicación de la autocorrelación espacial de interés.

GRÁFICO 16

Mapas coropléticos y LISA - Perú Libre a nivel provincial y distrital

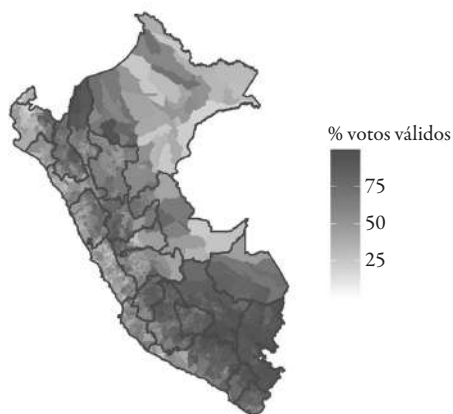
% de votos válidos - Provincial 2V

Conglomerados LISA (Provincial 2V)

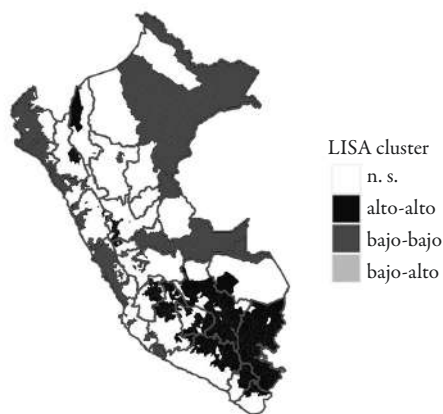




% de votos válidos - Distrital 2V



Conglomerados LISA (Distrital 2V)



Fuente: Elaboración propia.

Los mapas coropléticos efectivamente permiten visualizar una fuerte concentración del voto a favor de Castillo en el sur, pero también en otras partes del territorio como algunas unidades territoriales en Loreto, Cajamarca, Amazonas y Huánuco. También se advierte una fuerte concentración del voto a favor de Fujimori en gran parte de Loreto, Ucayali, la costa norte y Lima.

El mapa LISA a nivel provincial (arriba y a la derecha en el Gráfico 16) comprueba la presencia de 42 unidades territoriales en el cuadrante alto-alto en el sur (sobre todo, sierra sur) del país. Estos núcleos cálidos se expanden incluso más allá de lo ya conseguido por Castillo en primera vuelta: parte de Tacna y Arequipa, todo Puno, casi todo Cusco y partes de Ayacucho, Apurímac y Huancavelica. Sin embargo, ya no se encuentra este tipo de patrón geográfico en Cajamarca y Huánuco como en la primera vuelta. Leyendo el gráfico para la otra candidata, estos datos señalan con poca sorpresa la presencia predominante de conglomerados bajo-bajo para Fujimori en la sierra sur.

Por su parte, los treinta y un núcleos fríos detectados en el análisis se concentran, como podría esperarse, en Tumbes, Piura, Lambayeque, La Libertad, Áncash, Lima y Callao. Sin embargo, también hay núcleos fríos para

Castillo —esto es, núcleos cálidos para Fujimori— que rompen con la dicotomía sierra sur-costa norte. Un total de ocho clusters se concentran en provincias de regiones amazónicas, como Maynas, Loreto, Mariscal Ramón Castilla, Requena y Putumayo (Loreto), San Martín (San Martín) y Coronel Portillo y Purús (Ucayali).

El análisis de conglomerados distritales (mapa LISA de abajo y a la izquierda) pinta una imagen aún más compleja. Nuevamente se encuentran núcleos cálidos en el sur que se expanden también hacia distritos de Moquegua y de Madre de Dios, como se observó para la primera vuelta electoral en la votación a Castillo. También hay núcleos cálidos para Castillo (y, en consecuencia, núcleos fríos para Fujimori) fuera del sur del país en Huánuco (veinticinco distritos), Cajamarca (diecinueve distritos) y Áncash (nueve distritos). En total, el patrón geográfico alto-alto para Castillo (y bajo-bajo para Fujimori) abarca 435 distritos.

Los núcleos de los conglomerados bajo-bajo para Castillo son un total de 367 distritos. Estas observaciones se extienden por Tumbes, Piura, Lambayeque, La Libertad, Áncash, Lima, Callao, Ica y Arequipa; es decir, nuevamente por toda la costa. Pero varios distritos identificados como parte de este cuadrante bajo-bajo se encuentran en otras zonas del territorio. De nuevo, se encuentran distritos pertenecientes a regiones amazónicas como Loreto, San Martín, Ucayali, Madre de Dios y Amazonas. Además, hay núcleos fríos en diecinueve distritos en Junín, siete en Pasco, y uno en Cajamarca (distrito de San Benito, provincia de Contumazá). Entonces, así como hay conglomerados alto-alto fuera del sur, existen conglomerados bajo-bajo en el sur. Esta capa adicional de complejidad para los razonamientos sobre patrones geográficos fue también mencionada para el análisis de la votación de Castillo en primera vuelta.

Vale la pena llamar la atención sobre la importancia de un análisis desagregado a nivel distrital para detectar diferentes tipos de conglomerados en una misma región: por ejemplo, en Madre de Dios, Arequipa y Cajamarca. También resalta que los núcleos cálidos para Fujimori (es decir, aquellos que se identificaron como núcleos fríos para Castillo) son el patrón geográfico predominante para su candidatura en segunda vuelta.

Por último, el análisis distrital vuelve a mostrar un patrón geográfico poco común: un valor atípico ubicado en el distrito de Ilo, provincia de Ilo,

departamento de Moquegua. Este es un valor atípico bajo-alto para Castillo, como también se había detectado en la primera vuelta en una locación diferente. Sin embargo, resulta ser un valor atípico alto-bajo para Fujimori, con lo cual se encuentran los cuatro tipos de patrones geográficos en las elecciones presidenciales de 2021 en Perú.

6. CONCLUSIONES

Este artículo presentó un análisis exploratorio de datos espaciales para las elecciones presidenciales de 2021 (primera y segunda vuelta) a nivel provincial y distrital. El análisis se basó en el concepto de autocorrelación espacial, el cálculo del índice global y local de Moran, gráficos de densidad y dispersión, así como mapas coropléticos y de conglomerados LISA. De esta manera, ha sido posible complejizar —aunque de ninguna manera descartar del todo— la idea fuertemente arraigada de un territorio dividido en dos: la costa norte y Lima frente al sur.

En primer lugar, se detectó que no existe un único tipo de patrón geográfico en las recientes elecciones presidenciales. A diferencia de lo que se suele señalar en el debate público y académico, la geografía electoral no se reduce a unidades territoriales con porcentajes de votación altos para una candidatura que se agrupan entre sí (conglomerados alto-alto). Si bien todas las candidaturas incluidas en el análisis muestran este patrón geográfico, también se encuentra que los conglomerados bajo-bajo (unidades territoriales con porcentajes bajos hacia una candidatura que se agrupan en el territorio nacional) son bastante comunes.

Incluso, aunque prácticamente excepcionales, se han encontrado patrones geográficos como los denominados valores atípicos: dos unidades territoriales en el cuadrante bajo-alto (votación de primera y segunda vuelta para Castillo) y uno alto-bajo (votación de segunda vuelta para Fujimori). Esto quiere decir que los cuatro tipos de patrones geográficos están presentes en Perú.

Un segundo punto, relacionado con el anterior, es que el patrón geográfico bajo-bajo (núcleos fríos) para algunas candidaturas es precisamente el más importante, porque supera en número a la cantidad de núcleos cálidos encontrados. Este es el caso de la votación hacia Castillo (primera vuelta desagregada a nivel distrital), Fujimori (primera vuelta a nivel provincial y distrital,

y segunda vuelta a nivel provincial y distrital) y López Aliaga (desagregado a nivel provincial).

Al margen de que estos núcleos fríos no predominan para otras candidaturas, en un contexto político como el peruano marcado por partidos políticos débiles y una alta fragmentación, cobra sentido enfocarse en grupos de provincias o distritos que no votan fuertemente por una candidatura. Es decir, observar patrones geográficos donde se concentra la debilidad y no la fortaleza.

En tercer lugar, algunos de los hallazgos empíricos van en contrasentido de una imagen demasiado parsimoniosa sobre patrones geográficos. Una de las conclusiones más importantes es que las unidades territoriales en regiones amazónicas también deben entrar en la discusión. Se encuentran conglomerados espaciales alto-alto ubicados hacia el oriente para la votación de Fujimori (primera y segunda vuelta) y Lescano (únicamente a nivel distrital). De la misma manera, otros de los hallazgos son los conglomerados bajo-bajo en oriente para Castillo (primera y segunda vuelta) y, en cierto sentido, para Mendoza, López Aliaga y De Soto.

De este análisis también debe quedar claro que zonas del territorio como norte o costa norte, Lima, sur o sierra sur, u oriente son heurísticas útiles para señalar ciertas tendencias, pero no son categorías territoriales totalmente coherentes ni internamente homogéneas. Existe una importante variación dentro de estas zonas. Por ejemplo, hay núcleos tanto cálidos como fríos en el sur para prácticamente todas las candidaturas en primera o segunda vuelta, pero evidentemente no cubren todo el sur. Es cierto que algunas candidaturas concentran un tipo particular de núcleo (frío o caliente) en el sur, pero no deja de ser estimulante en términos académicos notar que hay variación dentro de estas tendencias y preguntarse por qué ocurren.

Cuarto, en línea con lo señalado, la asociación entre tipos de candidaturas y locación de conglomerados espaciales es una buena aproximación, pero dista de ser perfecta. Efectivamente, se encuentran a candidatas o candidatos con un perfil cercano como Castillo (primera y segunda vuelta), sin embargo, Lescano y Mendoza concentraron conglomerados alto-alto en el sur, mientras que otro grupo, como Fujimori, López Aliaga y De Soto concentraron conglomerados alto-alto en Lima y costa norte. No obstante, esta imagen deja de lado no solo

las regiones amazónicas, otro tipo de patrones geográficos y la homogeneidad de las zonas mencionadas (como ya se ha señalado), sino también los conglomerados que rompen con este patrón.

En el análisis, se presentan conglomerados alto-alto de Mendoza en la costa norte y Lima, y conglomerados bajo-bajo para Mendoza y Lescano en el sur. Asimismo, conglomerados alto-alto para López-Aliaga fuera de Lima y la costa norte; conglomerados alto-alto en el sur y bajo-bajo en el norte y, finalmente, conglomerados alto-alto para Castillo en el norte y bajo-bajo en el sur.

Finalmente, en términos más generales, el trabajo llama la atención sobre la presencia de dependencia espacial entre unidades territoriales en Perú cuando se estudian los resultados electorales presidenciales de 2021. Como consecuencia, cualquier modelo estadístico que se implemente usando data desagregada a nivel subnacional no puede partir del supuesto generalizado en modelos de regresión y afines de que las observaciones son “independientes e idénticamente distribuidas” o IDD (por sus siglas en inglés). Se necesitarán técnicas que incluyan esta parte territorial del proceso de generación de la data en los modelos. Algo similar podría decirse de estudios cualitativos: las posibles interacciones entre unidades territoriales no deberían omitirse.

De todo lo mencionado, varias preguntas quedan pendientes debido a las limitaciones del análisis. Como el estudio está limitado a las más recientes elecciones presidenciales, queda pendiente estudiar cuáles eran los patrones geográficos en años anteriores y qué tan estables son en el tiempo.

En la medida que el estudio es descriptivo y no explicativo, ¿cuáles son las causas de los núcleos cálidos, pero también de los núcleos fríos? ¿Estos patrones similares se generan por causas similares en las unidades territoriales o por la propagación o difusión de una unidad territorial a otra (HARBERS E INGRAM 2019, 69)? ¿Por qué dentro de ciertas zonas más o menos coherentes se generan excepciones? ¿Por qué y cómo ciertos perfiles de candidaturas rompen con sus patrones geográficos en algunas provincias y distritos?

Por último, sobre la agrupación de unidades territoriales disímiles, ¿por qué algunos distritos conforman valores atípicos? ¿Cuáles son las razones de que

estos patrones geográficos sean tan excepcionales en el país? A diferencia de lo que se encuentra en Perú, estudios sobre otros países muestran que estos valores atípicos son más comunes.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Anselin, Luc. 1988. *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Netherlands: Kluwer Academic Publishers.
- Anselin, Luc. 1995. "Local indicators of spatial association–LISA". *Geographical Analysis*, 27(2), 93–115. DOI: 10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x
- Anselin, Luc. 2005. *Exploring Spatial Data™ with GeoDa: A Workbook*. Illinois: Urbana-Champaign, IL, Center for Spatially Integrated Social Science, University of Illinois.
- Anselin, Luc. 2020. "Visualizing Spatial Autocorrelation". https://geodacenter.github.io/workbook/5a_global_auto/lab5a.html
- Aragón, Jorge, y María Gracia Becerra. 2016. "El estudio de la política subnacional en el Perú: posibilidades, avances y desafíos". *Revista de Ciencia Política y Gobierno*, 3(6): 11-17.
- Aragón, Jorge, y José Luis Incio. 2014. "La reelección de autoridades regionales y municipales en el Perú, 2006-2014". *Revista de Análisis y Crítica Argumentos*, 8(5): 16-30.
- Arévalo, Rosa, y Paolo Sosa Villagarcía. 2016. "¿Autoritarismo subnacional en países unitarios? Una reflexión sobre dos casos peruanos (2006-2014)". *Revista de Ciencia Política y Gobierno*, 3(6): 115-143. DOI: 10.18800/rcpg.201602.006
- Assunção, Renato M., y Edna A. Reis. 1999. "A new proposal to adjust Moran's I for Population Density". *Statistics in Medicine*, 18(16): 2147-2162. DOI: 10.1002/(SICI)1097-0258(19990830)18:16<2147::AID-SIM179>3.0.CO;2-I
- Barrenechea, Rodrigo. 2014. *Becas, bases y votos: Alianza para el Progreso y la política subnacional en el Perú*. Lima: IEP.
- Basadre Grohmann, Jorge. 1973. *El azar en la historia y sus límites. Con un apéndice: la serie de probabilidades dentro de la emancipación peruana*. Lima: Edic. P.L Villanueva.
- Batlle, Margarita. 2009. "Distribución territorial de los apoyos electorales en América Latina: Los casos de Ecuador, Perú y Honduras (1979-2006)". *Análisis Político* (septiembre-diciembre), 22(67): 3-20.
- BBC. 2021. "Elecciones en Perú: el mapa que explica la división del voto entre el "sur antisistema" favorable a Castillo y las ciudades que votaron por Fujimori", Junio 8. <https://www.bbc.com/mundo/noticias-america-latina-57394794>

- Beck, Nathaniel, Kristian Gleditsch, y Kyle Beardsley. 2006. "Space Is More than Geography: Using Spatial Econometrics in the Study of Political Economy". *International Studies Quarterly*, 50(1): 27-44.
- Benjamin, Daniel J., James O. Berger, Magnus Johannesson, Brian A. Nosek, Eric-Jan Wagenmakers, Richard Berk, Kenneth A. Bollen, Björn Brembs, Lawrence Brown, Colin Camerer, David Cesarini, Christopher D. Chambers, Merlise Clyde, Thomas D. Cook, Paul De Boeck, Zoltan Dienes, Anna Dreber, Kenny Easwaran, Charkes Efferson, Ernst Fehr, Fiona Fidler, Andy P. Field, Malcolm Forster, Edward I. George, Richard Gonzalez, Steven Goodman, Edwin Green, Donald P. Green, Anthony G. Greenwald, Jarrod D. Hadfield, Larry V. Hedges, Leonhard Held, Teck Hua Ho, Herbert Hoijtink, Daniel J. Hruschka, Kosuke Imai, Guido Imbens, John P. A. Ioannidis, Minjeong Jeon, James Holland Jones, Michael Kirchler, David Laibson, John List, Roderick Little, Arthur Lupia, Edouard Machery, Scott E. Maxwell, Michael McCarthy, Don A. Moore, Stephen L. Morgan, Marcus Munafó, Shinichi Nakagawa, Brenda Nyhan, Timothy H. Parker, Luis Pericchi, Marco Perugini, Jeff Rouder, Judith Rousseau, Victoria Savalei, Felix D. Schönbrodt, Thomas Sellke, Betsy Sinclair, Dustin Tingley, Trisha Van Zandt, Simine Vazire, Duncan J. Watts, Christopher Winship, Robert L. Wolpert, Yu Xie, Cristobal Young, Jonathan Zinman, y Valen E. Johnson. 2018. "Redefine Statistical Significance". *Nature Human Behaviour*, 2(1): 6-10. DOI: 10.1038/s41562-017-0189-z
- Bivand, Roger, y David Wong. 2018. "Comparing Implementations of Global and Local Indicators of Spatial Association". *Test*, 27(3): 716-748. DOI: 10.1007/s11749-018-0599-x
- Bonilla, Heraclio. 1984. *Guano y burguesía en el Perú*. Lima: IEP.
- Caldas de Castro, Marcia, y Burton Singer. 2006. "Controlling the False Discovery Rate: A New Application to Account for Multiple and Dependent Tests in Local Statistics of Spatial Association". *Geographical Analysis*, 8(2): 180-208. DOI: 10.1111/j.0016-7363.2006.00682.x
- Cliff, Andrew D., y Keith Ord. 1981. "Spatial processes: Models and applications". *Cartography*, 13(1): 59-64. DOI: 10.1080/00690805.1983.10438243
- Córdova Aquino, Beatriz Pilar, y José Luis Incio Coronado. 2013. "La ventaja del incumbente en el ámbito subnacional: un análisis de las dos últimas elecciones municipales en Perú". *Papel Político*, 18(2): 415-436.
- Cotler, Julio. 1978. "Clases, estado y nación en el Perú". *Histórica*, 2(1): 99-101.

- Cotler, Julio, Marisa Glave Remy, Romeo Grompone, y María Isabel Remy. 2009. *Poder y cambio en las regiones*. Lima: IEP.
- Cueva, Carla, Noelia Chávez, Daniel Encinas, y Mariana Ramírez. 2016. "Democracia y territorio en países unitarios. Una agenda de investigación pendiente". *Revista de Ciencia Política Politai*, 7(13): 139-141.
- Darmofal, David. 2006. *Spatial Econometrics and Political Science*. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download;jsessionid=F2DD0A2897746374E8414E9012086D9B?doi=10.1.1.536.405&rep=rep1&type=pdf>
- Darmofal, David. 2015. *Spatial Analysis for the Social Sciences (Analytical Methods for Social Research)*. Cambridge: Cambridge University Press. DOI: 10.1017/CBO9781139051293
- De Gramont, Diane. 2010. "¿Se está quedando Lima detrás? Las elecciones regionales de noviembre de 2006 y el ascenso de los movimientos regionales en el Perú". *Revista de Ciencia Política Politai*, 1(1): 56-72.
- Došek, Tomáš. 2019. *La persistencia de los caudillos locales en América Latina*. Tesis de doctorado. Pontificia Universidad Católica de Chile.
- Efron, Bradley, y Trevor Hastie. 2016. *Computer Age Statistical Inference: Algorithms, Evidence, and Data Science (Institute of Mathematical Statistics Monographs)*. Cambridge: Cambridge University Press. DOI: 10.1017/CBO9781316576533
- Encinas, Daniel. 2016. "Cinco reflexiones sobre el estudio de los regímenes políticos subnacionales". *Revista de Ciencia Política y Gobierno*, 3(6): 19-43. DOI: 10.18800/rcpg.201602.002
- Gibson, Edward L. 2013. *Boundary Control: Subnational Authoritarianism in Federal Democracies*. Londres: Cambridge University Press.
- Giraudy, Agustina, Eduardo Moncada, y Richard Snyder. 2019. "Subnational Research in Comparative Politics". *Inside Countries*, 2-54. Londres: Cambridge University Press DOI: 10.1017/9781108678384.001
- Grekousis, George. 2020. *Spatial Analysis Methods and Practice*. Londres: Cambridge University Press. DOI: 10.1017/9781108614528
- Harbers, Imke, y Matthew C. Ingram. 2019. "Politics in Space: Methodological Considerations for Taking Space Seriously in Subnational Research". *Inside Countries*, 57-91. DOI: 10.1017/9781108678384.002

- Heilman, Jaymie Patricia. 2010. "Family Ties: The Political Genealogy of Shining Path's Comrade Norah". *Bulletin of Latin American Research*, 29(2): 155 - 169. DOI: 10.1111/j.1470-9856.2009.00321.x.
- Jaramillo, Cristhian. 2019. "Cuando caen los chicos y no los grandes: La corrupción a nivel subnacional en los casos de Callao y Tumbes". *Revista de Ciencia Política Polítai*, 10(18): 9-39. DOI: 10.18800/politai.201901.001
- Klarén, Peter F. 1973. *Modernization, dislocation, and aprismo. Origins of the Peruvian Aprista Party, 1870-1932*. Texas: University of Texas Press.
- La Serna, Miguel. 2012. *The Corner of the Living: Ayacucho on the Eve of the Shining Path Insurgency*. Oxford: Oxford University Press. DOI: 10.5149/9780807882634_la_serna
- Magallanes, José Manuel. 2016. "Proyecto de análisis de datos para Perú". Web post. *Escience Institute - University of Washington*. Abril 1. <https://dl.dropboxusercontent.com/u/15809021/eScienceProjectPeru/Menu.html>
- Magallanes, José Manuel, y José Luis Incio. 2016. "Indicadores políticos de las elecciones subnacionales Peruanas: Una mirada geoespacial". *Dinamismo Y Diversidad En La Ciencia Política Latinoamericana*. VII Congreso de la Asociación Latinoamericana de Ciencia Política, 162-173. DOI: 10.7440/2015.85
- Maldonado, Arturo. 2013. "Racionalidad y emotividad en las elecciones peruanas: una propuesta de investigación". *Revista de Análisis y Crítica Argumentos*, 44-49.
- Manrique, Nelson. 1998. "The War for the Central Sierra". *Shining and Other Paths*, 193-223. Nueva York: Duke University Press. DOI: 10.1515/9780822398059-011
- Melgar, Sandy. 2017. "La red de la Bestia: La construcción de redes de corrupción en los gobiernos subnacionales, el caso de César Álvarez en Áncash". *Revista de Ciencia Política y Gobierno*, 4(8): 139-165. DOI: 10.18800/rcpg.201702.006
- Méndez, Cecilia. 2014. *La república plebeya. Huanta y la formación del Estado peruano, 1820-1850*. Lima: IEP.
- Milanese, Juan Pablo. 2019. "Patrones espaciales de comportamiento electoral. Análisis de la distribución geográfica de los votos de Iván Duque y Gustavo Petro". *Elecciones presidenciales y de Congreso 2018. Nuevos acuerdos ante diferentes retos*, 165-199.
- Moran, Pat. 1948. "The Interpretation of Statistical Maps". *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 10(2): 243-251. DOI: 10.1111/j.2517-6161.1948.tb00012.x

- Muñoz, Paula. 2016. "Clientelismo de campaña, obrismo y corrupción: Baja accountability democrática en Perú". *Participación, competencia y representación política. Contribuciones para el debate*, 59-178. Lima: IEP.
- Muñoz, Paula. 2019. *Buying Audiences*. Nueva York: Cambridge University Press.
- Neumayer, Eric, y Thomas Plümpfer. 2010. Spatial Effects in Dyadic Data. *International Organization*, 64(1): 145-166. DOI: 10.1017/S0020818309990191
- Panfichi, Aldo. 2006. "El comandante Ollanta Humala: ¿outsider o insider?" *Revista Coyuntura: Análisis económico y social de actualidad* (marzo-abril), 6, 15-17.
- Quiroz, Alfonso W. 1987. *La deuda defraudada. Consolidación de 1850 y dominio económico en el Perú*. Lima: Fondo Editorial Universidad del Pacífico.
- Remy, Maria Isabel. 2010. "Elecciones regionales 2010 o el sueño de la candidatura propia". *Revista de Análisis y Crítica Argumentos*. <https://argumentos-historico.iep.org.pe/articulos/elecciones-regionales-2010-o-el-sueno-de-la-candidatura-propia/>
- Rénique, José Luis. 2004. *La batalla por Puno: Conflicto agrario y nación en los Andes peruanos, 1866-1995*. Lima: IEP.
- Rokkan, Stein. 1970. "Citizens, Elections, Parties: Approaches to the Comparative Study of the Processes of Development". *American Behavioral Scientist*, 14(1). DOI: 10.1177/000276427001400198
- Seifert, Manuel. 2014. *Colapso de los partidos nacionales y auge de los partidos regionales. Las elecciones regionales y municipales 2002-2010*. Lima: Fondo Editorial PUCP.
- Snyder, Richard. 2001. "Scaling Down: The Subnational Comparative Method". *Studies in Comparative International Development*, 36(1): 93-110. DOI: 10.1007/bf02687586
- Soifer, Hillel David, y Alberto Vergara. 2019. *Politics after violence. Legacies of the Shining Path conflict in Peru*. Nueva York: University of Texas Press.
- Suárez-Cao, Julieta, Margarita Batlle, y Laura Wills-Otero. 2017. "El auge de los estudios sobre la política subnacional latinoamericana". *Colombia Internacional*, (90): 15-34. DOI: 10.7440/colombiaint90.2017.01
- Tanaka, Martín, y Yamilé Guibert. 2011. "Entre la evaporación de los partidos y la debilidad de los movimientos regionales. Una mirada a las elecciones regionales y municipales desde las provincias, 2002-2006-2010". *Perú. Debate: El nuevo poder en las regiones. Análisis de las elecciones regionales y municipales 2010*. Lima: PUCP.

- Tanaka, Martín, y Sofía Vera Rojas. 2010. “La dinámica ‘neodualista’ de una democracia sin sistema de partidos: La situación de la democracia en el Perú”. *Revista de Ciencia Política*, 30(1): 87-114. DOI: 10.4067/s0718-090x2010000100006
- Tanaka, Martín, Paolo Sosa Villagarcía, y Félix Puémape. 2017. “¿Una elección atípica?”. *Perú: Elecciones 2016. Un país dividido y un resultado inesperado*, editado por Fernando Tuesta Soldevilla, 259-285. Lima: Fondo Editorial PUCP.
- Tarrow, Sidney. 1977. *Between center and periphery: Grassroots Politicians in Italy and France*. New Haven: Yale University Press.
- Theidon, Kimberly. 2014. *Intimate Enemies: Violence and Reconciliation in Peru*. Pennsylvania: University of Pennsylvania Press.
- Tiefelsdorf, Michael. 2002. “The Saddlepoint Approximation of Moran's I's and Local Moran's I's Reference Distributions and Their Numerical Evaluation”. *Geographical Analysis*, 34(3): 187- 206. DOI: 10.1111/j.1538-4632.2002.tb01084.x.
- Vergara, Alberto. 2007. *Ni amnésicos ni irracionales: Las elecciones peruanas de 2006 en perspectiva histórica: Ensayo*. Lima: Solar.
- Vergara, Alberto. 2015. *La danza hostil. Poderes subnacionales y Estado central en Bolivia y Perú (1952-2012)*. Lima: IEP.
- Vergara, Alberto. 2019. *Ni amnésicos ni irracionales. Una mirada al electorado peruano a partir de las elecciones de 2006*. Lima: Editorial Planeta.
- Vergara, Alberto, y María Claudia Augusto Meléndez. 2020. “Explorando el fujimorismo en el ámbito subnacional: los Gobiernos Regionales de Ica, Pasco y San Martín (2014-2018)”. *Revista de Ciencias Sociales Argumentos*, 1(1): 33 - 57. DOI: 10.46476/ra.vi1.12
- Walker, Charles F. 2014. *The Tupac Amaru Rebellion*. Boston: Harvard University Press.
- Ward, Michael D., y Kristian Skrede Gleditsch. 2008. *Spatial Regression Models*. California: Sage.
- Zacharías, Daniela, David Sulmont, y Gilda Garibotti. 2015. “Elecciones presidenciales Perú 2011: Análisis comparativo de la asociación entre los resultados de la primera y segunda vuelta electoral a nivel mesa de sufragio”. *Revista Latinoamericana de Opinión Pública*, 5(0): 173-197. DOI: 10.14201/rlop.22310
- Zavaleta, Mauricio. 2014. *Coaliciones de independientes. Las reglas no escritas de la política electoral*. Lima: IEP.

[Sobre el y la autora]

DANIEL ENCINAS

Candidato a doctor en el programa de ciencia política de la Universidad de Northwestern, donde obtuvo también una maestría. Politólogo por la Pontificia Universidad Católica del Perú. Se enfoca en las subdisciplinas de política comparada y métodos y metodología. Actualmente, desarrolla una tesis doctoral sobre los legados de la violencia política en Colombia y Perú.

ALEJANDRA FUENTES DIESTRA

Estudiante de la Maestría de Política Pública con mención en análisis de métodos en la Universidad de Michigan. Politóloga por la Pontificia Universidad Católica del Perú. Actualmente, se desempeña como asistente de investigación en el Gerald R. Ford School of Public Policy y Ross School of Business. Está interesada en temas de violencia de género, salud reproductiva y representación política en el Perú.