

Segregación Educativa y Desigualdad Social en el Perú: Un Análisis Espacial en el Nivel Secundario

Educational Segregation and Social Inequality in Peru: A Spatial Analysis at the Secondary Level

Ander Alonso-Pastor *, Gloria Olaya Acosta y Estefanía Calmet

Universidad Antonio Ruiz de Montoya, Perú

DESCRIPTORES:

Segregación
Educación
Desigualdad social
Geografía social
Autocorrelación espacial

RESUMEN:

Perú es uno de los países con mayor nivel de segregación educativa de América Latina. Esto influye en la calidad de la educación de sus estudiantes del nivel secundario, afectando especialmente sus logros. De esta forma, el presente estudio indaga la segregación educativa socioeconómica desde el análisis espacial, a partir de un estudio de la autocorrelación espacial del Índice Socioeconómico y los resultados educativos de los estudiantes a partir de la Evaluación Censal a Estudiantes. Para ello se calcularon los Índice Global y Local de Moran y la Autocorrelación Espacial Local (LISA) y se realizó un análisis de los gráficos de dispersión y los mapas de Clústeres, identificando las regiones con unas dimensiones de mayor exposición o aislamiento espacial y de uniformidad o agrupamiento espacial. Los resultados muestran regiones con autocorrelación espacial positiva. Estos hallazgos confirman la presencia de segregación espacial en regiones con nivel socioeconómico alto y altos resultados educativos, y regiones con nivel socioeconómico bajo y resultados bajos, los cuales tienen implicancias en el aprendizaje de los estudiantes peruanos de secundaria.

KEYWORDS:

Segregation
Education
Social inequality
Social geography
Spatial autocorrelation

ABSTRACT:

Peru is one of the countries with the highest level of educational segregation in Latin America. This influences the quality of education of its high school students, especially affecting their achievement. Thus, this study investigates the educational socioeconomic segregation from the spatial analysis, from a study of the spatial autocorrelation of the Socioeconomic Index and the students' educational results from the Student Census Evaluation. For this, the Global and Local Moran Indexes and the Local Spatial Autocorrelation (LISA) were calculated, and an analysis of the scatter plots and the Cluster maps were carried out, identifying the regions with dimensions of greater spatial exposure or isolation and uniformity or grouping. The results show regions with positive spatial autocorrelation. These findings confirm the presence of spatial segregation into regions with high socioeconomic status and high educational outcomes, and regions with low socioeconomic status and low outcomes, which have implications for the learning of Peruvian high school students.

CÓMO CITAR:

Alonso-Pastor, A., Olaya Acosta, G. y Calmet, E. (2025). Segregación educativa y desigualdad social en el Perú: Un análisis espacial en el nivel secundario. *REICE. Revista Iberoamericana sobre Calidad, Eficacia y Cambio en Educación*, 23(1).
<https://doi.org/10.15366/reice2025.23.1.001>

1. Introducción

El sistema educativo peruano ha mejorado en varios indicadores en las últimas décadas, incluyendo los resultados académicos de los estudiantes y la ampliación de la cobertura educativa en todos los niveles (Balarin y Escudero, 2018; Cuenca y Urrutia, 2019). Sin embargo, uno de los factores negativos que destaca en el Perú es la segregación educativa (Murillo y Carrillo, 2020a, 2020b). La segregación educativa es un fenómeno multidimensional que implica la distribución desigual de estudiantes dentro de un grupo, generalmente una escuela o un distrito, en función de diferencias sociales (Krüger, 2019; Massey y Denton, 1988; Murillo, 2016; Rossetti, 2014; Taylor y Gorard, 2001; Vazquez, 2016). Los estudios sobre la segregación escolar se han centrado en la causa de esta en el nivel socioeconómico (NSE), la raza, la etnia y la cultura de las familias en los últimos 30 años (Carlson et al., 2020; Murillo y Martínez-Garrido, 2017; Sternberg, 2018; Stroub y Richards, 2013; Taylor y Gorard, 2001; Vazquez, 2016). Latinoamérica es una de las regiones con mayor segregación del mundo, siendo los países con mayores índices de segregación escolar por nivel socioeconómico (NSE) México, Chile, Colombia y Perú (Benavides et al., 2014; Krüger, 2019; Murillo, 2016; Murillo y Carrillo, 2020a, 2020b, 2021b; Murillo et al., 2020; Vazquez, 2016).

(Itzcovich, 2011; Krüger, 2019; Murillo, 2016; Murillo y Martínez-Garrido, 2017; Murillo et al., 2018, 2020; Rossetti, 2014). El sistema educativo peruano se caracteriza por la heterogeneidad y segmentación de las opciones que ofrece el sector privado (Balarin y Escudero, 2018; Benavides et al., 2014; Murillo y Carrillo, 2020a, 2021b). Es notable la existencia de escuelas homogéneas, es decir, que están compuestas por estudiantes con similares antecedentes socioeconómicos. Estas escuelas operan bajo una estructura organizativa estratificada y piramidal, que está directamente relacionada con la capacidad económica de las familias, en un sistema que perpetúa las desigualdades sociales existentes (Bello, 2021).

El aumento de la segregación escolar en el Perú está relacionado con la expansión de la oferta de instituciones de educación privada de bajo costo (Balarin, 2015, 2016; Balarin et al., 2019; Fontdevila et al., 2018; Murillo y Carrillo, 2021b) y las altas expectativas de las familias de distintos sectores sociales que acceden a un mercado poco regulado (Ames, 2021). Esta tendencia se remonta a finales de la década de 1990, cuando los sectores sociales de clase media comenzaron a migrar hacia las instituciones de educación privada, debido a la crisis de calidad en la educación pública y la promoción de la inversión privada en educación a través del Decreto Legislativo 882 (Balarin y Escudero, 2018). Este mercado dejó de ser exclusivo para las élites y abrió camino a un aumento de la educación privada para las clases medias y pobres, caracterizada por un bajo costo y baja calidad (Ames, 2021).

El sistema educativo peruano ha experimentado un crecimiento exponencial en la tasa de matrícula privada, un fenómeno especialmente pronunciado en la región metropolitana de Lima (Ames, 2021; Balarin, 2015; Cuenca y Urrutia, 2019). La segregación educativa en Perú, tanto en primaria como en secundaria, es alta y varía según las regiones (Carrillo y Murillo, 2023; Murillo y Carrillo, 2020a, 2020b). En las escuelas urbanas de primaria, los grupos con mayor NSE suelen presentar mayores niveles de segregación, mientras que, en el nivel secundaria, los grupos con menor NSE tienen una mayor segregación educativa que los grupos de mayor nivel (Murillo y Carrillo, 2021b). A nivel de logros de aprendizaje, los estudiantes de las escuelas públicas suelen tener mayores niveles de rendimiento que los de las escuelas privadas

de bajo costo, mientras que los estudiantes de escuelas privadas de alto costo tienen mayores logros de aprendizaje (Fontdevila et al., 2018).

El objetivo principal de esta investigación es analizar la relación entre el Índice Socioeconómico de la Evaluación Censal de Estudiantes de 2019 y las puntuaciones en Lengua y Literatura, Matemáticas, y Ciencia y Tecnología en estudiantes de educación secundaria de Perú, a nivel distrital, mediante el uso de técnicas de Autocorrelación Espacial (AE). Asimismo, se busca identificar patrones de segregación escolar en los distritos del país. Este estudio es relevante porque permitirá comprender la influencia del entorno socioeconómico en el rendimiento académico de los estudiantes, lo que a su vez puede contribuir a informar políticas educativas más efectivas en Perú. Adicionalmente, la aplicación de técnicas de AE en la investigación educativa es innovadora en el contexto peruano y podría tener implicaciones para la investigación educativa en otros países de la región, ya que apenas se ha investigado el nexo entre las desigualdades a nivel espacial en el sistema educativo peruano, siendo Carrillo y Murillo (2021a) de los pocos autores que lo han estudiado.

2. Revisión de la literatura

En el contexto de esta investigación, la segregación se define como la distribución desigual de distintos grupos sociales dentro de un territorio determinado, resultando en un acceso desigual a recursos, oportunidades y servicios. Esta distribución se basa en características como la etnia, el género, la condición migratoria, desempeño académico o NSE, estableciendo jerarquías que limitan las oportunidades de interacción y contribuyen a la exclusión social y económica (Bellei, 2013; Buitelaar y Cozzolino, 2019; Duk y Murillo, 2019). Este fenómeno complejo es una barrera para la integración y cohesión social, y responde a problemáticas sociales fundamentales, generando situaciones que impiden el desarrollo y la construcción de una ciudadanía equitativa. Por lo tanto, cualquier forma de segregación actúa como un vehículo para la inequidad social (Ames, 2021; Burger, 2019; Jenkins et al., 2008).

Una de las formas más importantes y estudiadas en que se produce la segregación es la segregación residencial, que se define como el grado en que dos o más grupos viven de manera separada uno de otro, en distintas zonas del entorno residencial (Massey y Denton, 1988). Esta forma de segregación también se extiende al entorno escolar, contribuyendo así a la segregación educativa (Alexander, 2019; Sternberg, 2018). La brecha de ingresos entre espacios residenciales genera una brecha educacional entre estudiantes de altos y bajos ingresos (Owens, 2018; Quillian, 2012). Una alta segregación residencial puede mejorar el nivel educativo de estudiantes de ingresos medios altos, pero contribuye a reducir el nivel de aquellos estudiantes de ingresos medios bajos (Owens, 2018; Owens et al., 2016).

Centrándonos en estudios a nivel Perú, la segregación escolar se manifiesta como un fenómeno intrincadamente vinculado a factores socioeconómicos, culturales y políticos, reflejando una complejidad que trasciende las fronteras de las instituciones educativas individuales para manifestarse en patrones geográficos y sociales más amplios. Carrillo y Murillo (2023) y Murillo y Carrillo (2020a, 2020b) destacan la significativa contribución de las escuelas privadas a las disparidades educativas y cómo la segregación socioeconómica es un problema persistente que impacta negativamente el rendimiento estudiantil en pruebas estandarizadas. Garret y cols. (2021) y Muelle (2023) profundizan en la dimensión socioeconómica de la segregación, mostrando que las escuelas privadas y ciertos distritos exhiben una mayor segregación, lo que repercute en una distribución desigual de oportunidades educativas. Ames (2021) y Balarin y

Escudero (2018) subrayan la tendencia creciente de la segregación por nivel socioeconómico, vinculándola con efectos adversos en los resultados educativos de los estudiantes, mientras que Krüger (2020) resalta cómo la composición socioeconómica de las escuelas influye en los logros educativos.

A nivel geoespacial, Muelle (2023) revela la heterogeneidad de la intensidad de segregación en Perú, destacando cómo el contexto geográfico específico de los distritos afecta tanto el ámbito académico como el social. Esta perspectiva es complementada por Aramendi Jáuregui y cols. (2022), quienes describen las causas multifacéticas de la segregación escolar, resaltando los factores socioeconómicos y socioculturales como determinantes clave.

2.1. Segregación escolar

La segregación escolar se refiere a la distribución desigual de estudiantes en las instituciones educativas, en función de características como su etnia, género, condición migratoria, desempeño académico, NSE, entre otros (Boterman et al., 2019; Bottia, 2019; Duk y Murillo, 2019; Conde Gómez, 2019). La segregación escolar, al igual que la segregación en general, produce desigualdades sociales y exclusión, acentuando las disparidades en los procesos de aprendizaje y desarrollo de los estudiantes (Alegre, 2010; Conde Gómez, 2019; Rossetti, 2014; Vazquez, 2016).

Existen dos tipos de segregación escolar: la interescolar y la intraescolar (Bartholo y Da Costa, 2014; Bottia, 2019). La primera se refiere a las diferencias entre los cuerpos estudiantiles de diferentes escuelas, y la segunda a las diferencias en el mismo cuerpo estudiantil en una misma escuela, por la distribución de recursos según los logros, habilidades e intereses de los estudiantes y la disponibilidad de cursos. La segregación escolar tiene su origen en factores contextuales, institucionales y socioculturales que reflejan desigualdades sociales y espaciales y contribuyen a mantener y exacerbar las desigualdades (Boterman et al., 2019).

Uno de los factores contextuales más importantes es la segregación residencial, que tiene una relación cíclica con la segregación escolar (Alexander, 2019). Ambos tipos de segregación funcionan en paralelo, evidenciando cómo los grupos que se encuentran en áreas altamente segregadas tienen menos oportunidades de acceder a una educación de calidad. Los procesos de segregación residencial también contribuyen a concentrar espacialmente a los estudiantes con menores condiciones, lo que contribuye a las brechas en sus logros (Downey y Condrón, 2016; Owens, 2020).

Los factores institucionales y socioculturales están vinculados a las políticas. El sistema educativo es corresponsable de la reproducción de desigualdades sociales y está altamente influenciado por las disposiciones institucionales y espaciales a nivel nacional, regional, urbano y local (Boterman et al., 2019). Las políticas de organización de un sistema educativo de cuasi-mercado son importantes para entender los factores que inciden en la segregación escolar (Murillo et al., 2021). Estas políticas se refieren a la construcción de una lógica de mercado dentro del sistema educativo, generando un aumento en la segregación. Las políticas institucionales hacen referencia a los factores socioculturales que caracterizan la organización del sistema escolar, como el costo de la matrícula o el privilegio de seleccionar (y expulsar) a los estudiantes en base a ciertas condiciones sustentadas en la segmentación (Bellei, 2013; Córdoba Calquin et al., 2016).

La segregación económica entre escuelas y distritos tiene un impacto significativo en la composición socioeconómica del alumnado (Owens et al., 2016), lo que resulta en una desigualdad educativa y un entorno escolar segregado en términos de riqueza y

tasas de criminalidad (Massey y Fischer, 2006). Esta segregación socioeconómica en la educación ha sido asociada con una menor calidad educativa, lo que a su vez afecta el rendimiento académico de los estudiantes, la calidad de la enseñanza, el clima escolar, el compromiso de los padres, y las relaciones interpersonales entre docentes y estudiantes, así como entre los estudiantes mismos (Boterman et al., 2019; Brandén et al., 2016; Palardy, 2013; Reardon y Owens, 2014). Por lo tanto, es crucial abordar la segregación económica en la educación para lograr una educación equitativa y de calidad para todos los estudiantes.

En la literatura se ha documentado el impacto negativo de la segregación escolar en la construcción de sistemas educativos sólidos y en el desarrollo de los estudiantes (Maloutas et al., 2019). La segregación escolar puede incrementar la desigualdad educativa y las disparidades en los niveles de logro de aprendizajes, y su incidencia se extiende a los diferentes niveles del trinomio educativo: familia, comunidad-escuela y sociedad. Se ha encontrado que altos índices de segregación escolar impactan negativamente en el logro de aprendizajes de los estudiantes de secundaria (Carrillo, 2020) y en la consolidación de sus proyectos de vida (Jenkins et al., 2008). Los estudiantes que son más segregados tendrán menos oportunidades de acceder a una educación de calidad (Rossetti, 2014), lo que empobrecerá sus logros académicos, aumentará la probabilidad de conductas disruptivas y dificultades para insertarse en los otros niveles educativos, y reforzará la desigualdad y la pobreza (Bellei, 2013; Vazquez, 2016). Además, se ha encontrado que los estudiantes que pertenecen a espacios con altos niveles de segregación escolar tienen mayores barreras para la culminación de la etapa escolar y la inserción en los otros niveles del sistema educativo.

2.3. Segregación espacial

La segregación es un fenómeno intrínsecamente geográfico (Brown y Chung, 2006; Reardon y O'Sullivan, 2004) y está estrechamente relacionada con el concepto de segregación residencial. Los estudios de Massey y Denton (1987, 1988, 1989, 1993) sobre la segregación racial y étnica sentaron las bases para muchos conceptos e índices sobre la segregación, que se han centrado principalmente en la segregación residencial. Según Massey y Denton (1988), la segregación residencial es el grado en que dos o más grupos viven separados, en diferentes partes de un entorno urbano.

La segregación residencial se relaciona con la segregación espacial, ya que las áreas metropolitanas más segregadas también presentan mayores efectos de agrupación geográfica, tanto para los espacios residenciales de altos ingresos como aquellos de bajos ingresos (Owens y Candipan, 2019). Massey y Denton (1988) postularon cinco dimensiones de la segregación: uniformidad, exposición, concentración, centralización y agrupamiento. Según ellos, la uniformidad y la exposición son conceptos no espaciales, mientras que la centralización, la concentración y el agrupamiento sí lo son, ya que requieren información sobre la localización, la forma o el tamaño de las unidades. No obstante, su análisis de la segregación no desarrolló índices que consideren adecuadamente las relaciones espaciales entre las ubicaciones espaciales (Feitosa et al., 2007). Algunos autores, como Yao y cols. (2019), consideran que la concentración es una dimensión separada del resto.

De acuerdo con Reardon y O'Sullivan (2004), la dimensión de exposición espacial/aislamiento refleja la dinámica entre diferentes grupos en el espacio geográfico. La exposición espacial se refiere a la probabilidad de que individuos pertenecientes a diferentes grupos sociales o económicos se encuentren en proximidad, lo que está influenciado de manera significativa por la composición étnico-racial o socioeconómica de la población en dicho espacio. Es decir, un área con alta exposición

espacial tendría una mezcla heterogénea de individuos de distintos grupos, reflejando una composición demográfica variada.

En contraste, el aislamiento espacial describe situaciones donde un grupo se encuentra predominantemente rodeado de individuos del mismo grupo, lo que minimiza la interacción con otros grupos. Si bien este concepto puede parecer desvinculado de la “composición” de la población, al analizar la concentración de un único grupo en un espacio determinado más que en la diversidad de la composición poblacional, es en realidad una consecuencia directa de la homogeneidad dentro de un área específica, lo que está directamente relacionado con la composición del grupo en dicho espacio.

Las diferencias en la dimensión no espacial de uniformidad y la dimensión espacial de agrupamiento tienen que ver, para estos autores, con la agregación de los datos a diferentes escalas (Feitosa et al., 2007). Así, el grado de uniformidad en una escala de agregación, como los censos, se relaciona con el grado de agrupamiento a un nivel menor de agregación. Reardon y O'Sullivan (2004) pusieron de ejemplo los bloques vecinales, pero en el caso de la segregación escolar se puede relacionar también con las instituciones educativas.

La elección de distritos como unidades de análisis en nuestro estudio sobre la segregación socioeconómica en Perú aprovecha la relevancia de estas divisiones como reflejo de dinámicas socioespaciales complejas, a la vez que enfrenta desafíos metodológicos y conceptuales. Aunque el contexto peruano difiere de los Estados Unidos, donde los distritos escolares son unidades políticas clave en el análisis de la segregación (Bischoff, 2008), la lógica subyacente de considerar divisiones territoriales para entender la distribución socioeconómica y sus efectos en los resultados educativos sigue siendo pertinente. En este sentido, el análisis de los patrones de segregación en estas escalas, especialmente a nivel macro entre distritos escolares dentro de áreas metropolitanas, como sugieren Zhang y Ruther (2021), proporciona una comprensión más integral del problema, aplicable a nuestro estudio en el contexto peruano.

Los distritos, como marcos geográficos donde se concentran recursos culturales, sociales y simbólicos, juegan un papel significativo en la configuración de las oportunidades educativas. Este enfoque permite un análisis detallado de cómo el contexto socioeconómico distrital influye en los resultados de aprendizaje (Lareau et al., 2018), aportando una visión integral de las disparidades educativas a nivel local. El análisis de las brechas geográficas de los logros étnico-raciales y socioeconómicas a través de pruebas estandarizadas brinda evidencia importante sobre la segregación a nivel local y distrital (Reardon et al., 2019). Es importante destacar que la heterogeneidad y la fragmentación territorial presentan retos al estudiar la segregación, donde la creación de distritos homogéneos en términos socioeconómicos puede exacerbar la segregación (Frankenberg, 2009).

Aunque las políticas de asignación escolar y la formación de nuevos distritos, factores relevantes en estudios sobre Estados Unidos (Reardon et al., 2006), poseen una dinámica distinta en Perú (Balarin, 2015, 2016; Balarin y Escudero, 2018), la reflexión sobre cómo la estructura administrativa y las políticas educativas impactan la segregación es crucial. En este sentido, el estudio de la segregación a nivel distrital no solo destaca las disparidades y las dinámicas subyacentes de segregación en Perú, sino que también señala hacia la importancia de abordar la fragmentación y las políticas educativas como elementos centrales en la lucha contra la desigualdad educativa. Esta se fundamenta profundamente en la comprensión de que estos constituyen la mínima expresión geográfico-territorial donde se manifiestan y pueden ser observadas las políticas de protección social del Estado, incluidas las relacionadas con la educación

(Ames, 2010). Esta perspectiva es crucial, ya que el distrito actúa como un “espacio acotado” que no solo refleja el impacto de la intervención estatal en términos de provisión de servicios y su efecto en la población sino también sirve de base para el diseño práctico de políticas públicas y asignaciones presupuestarias. Complementando este enfoque, Remy (2015) destaca cómo, pese a los esfuerzos por disminuir el déficit de servicios, incluidos los educativos, las desigualdades entre distritos dentro de los departamentos han persistido e incluso aumentado, revelando significativas brechas en el acceso a la educación entre distritos cercanos y lejanos a las capitales departamentales. Esta evidencia de mayor desigualdad intradepartamental entre distritos, comparada con las desigualdades interdepartamentales, resalta la necesidad de un análisis más detallado a nivel distrital para capturar la diversidad y complejidad de las condiciones educativas y socioeconómicas en Perú.

La utilización de distritos como unidades de análisis ofrece, por tanto, una perspectiva enriquecedora y desafiante para comprender la segregación socioeconómica y sus efectos en los resultados de aprendizaje, enfatizando la necesidad de aproximaciones metodológicas que consideren tanto la especificidad local como los desafíos de la fragmentación territorial, resaltando la importancia de explorar la segregación escolar a través de lentes geográficos y escalas analíticas diversificadas para capturar plenamente su complejidad y sus implicaciones para la política educativa, tal como indican Zhang y Ruther (2021).

Existe una relación directa entre la segregación escolar y la segregación espacial, ya que la segregación residencial puede influir en la composición socioeconómica de las escuelas y, por ende, en la segregación escolar (Murillo et al., 2018). La segregación escolar, entendida como la distribución desigual de los estudiantes en las escuelas según sus características socioeconómicas, se relaciona directamente con la segregación espacial, la cual refleja la distribución desigual de la población en un área geográfica determinada (Murillo y Carrillo, 2021a). En ese sentido, la segregación escolar y la segregación residencial están inextricablemente vinculadas y se refuerzan mutuamente, ya que los límites distritales crean líneas invisibles que estructuran las oportunidades y concentran las desventajas (Siegel-Hawley, 2013).

La segregación espacial en el ámbito educativo implica fenómenos complejos como la exposición y el aislamiento espacial. Estos conceptos, interrelacionados, reflejan la dinámica de integración y aislamiento en entornos urbanos. En Perú, la segregación escolar a nivel de distrito se ve influenciada por la proximidad y la composición demográfica, según estudios como el de Bernelius y Vaattovaara (2016). Como señalan Frankenberg y Lee (2002), los cambios en los límites de los distritos pueden afectar la igualdad de oportunidades. De este modo, la segregación no solo implica diferencias socioeconómicas o culturales, sino también patrones complejos de integración y aislamiento, como revelan investigaciones como la de Boterman (2019). El estatus de minoría numérica en las escuelas, según Kogachi y Graham (2020), también influye en la segregación racial/étnica.

Una perspectiva socioespacial de la segregación escolar permite una comprensión más integral de la compleja interacción entre factores sociales, económicos y geográficos que dan forma a los patrones de segregación. Esta comprensión es crucial para desarrollar políticas efectivas que promuevan la integración y la equidad educativa en las áreas metropolitanas (Zhang y Ruther, 2021). Con ello, al estudiar la segregación tanto a nivel educativo como residencial, se pueden evidenciar estas dinámicas complejas y comprender mejor los procesos que perpetúan o mitigan la segregación (Taylor y Frankenberg, 2021).

2.4. Segregación y autocorrelación espacial

En el análisis espacial, para detectar clústeres o agrupamientos locales, se emplea comúnmente el Indicador Local de Asociación Espacial (LISA), que incluye los índices Local y Global de Moran (Anselin, 1995) y los Estadísticos G (Ord y Getis, 1992, 1995). LISA se considera un indicador de Autocorrelación Espacial (AE), que mide la concentración o dispersión de una variable en un mapa (Anselin, 1996). La AE muestra cuán similares son los objetos en una ubicación espacial a los objetos en ubicaciones espaciales adyacentes (Goodchild, 1987). La Dependencia Espacial (DE) se presenta cuando la variable dependiente en una ubicación espacial es también parte de la función de dicha variable en ubicaciones espaciales vecinas (Flint et al., 2000). El concepto de dependencia espacial en la AE se refiere a la tendencia en que los valores de una variable en una ubicación concreta están relacionados con los valores de la misma variable en ubicaciones cercanas. Esta AE implica que los valores similares tienden a agruparse geográficamente, lo que genera patrones espaciales como la segregación espacial (Wong, 2016).

La investigación de la segregación escolar desde una perspectiva socioespacial es fundamental, dada su inherente dimensión geográfica. Los desarrollos recientes en la ciencia de datos y tecnologías geoespaciales ofrecen herramientas valiosas para abordar este fenómeno complejo. La disponibilidad de bases de datos demográficas y educativas, que incluyen información detallada sobre ubicaciones escolares, inscripciones y otras características relevantes, permite un análisis espacial refinado de la segregación. Además, los métodos estadísticos diseñados para datos espaciales, tales como la regresión espacial y la regresión ponderada geográficamente (GWR), proveen un marco más adecuado que los enfoques de regresión tradicionales para examinar los factores que influyen en la elección de escuela, aprovechando el potencial de los datos georreferenciados. Este enfoque espacial no solo destaca la segregación como un fenómeno espacialmente estructurado sino que también mejora nuestra capacidad para identificar y entender los patrones subyacentes que contribuyen a la desigualdad educativa (Zhang y Ruther, 2021).

3. Método

Esta investigación utiliza los datos de la Evaluación Censal a Estudiantes (ECE) realizada a los estudiantes de segundo grado de secundaria en Perú durante el año 2019, según reporta la Oficina de Medición de la Calidad de los Aprendizajes (2020). Esta evaluación representa la más reciente a nivel censal en el país. Se calculó el promedio de las puntuaciones en Lengua y Literatura, Matemáticas, Ciencia y Tecnología, así como del Índice Socioeconómico (ISE) para cada uno de los distritos mediante una media aritmética de todos los estudiantes en cada unidad espacial. El cálculo del ISE se ha utilizado para medir la segregación escolar socioeconómica según el criterio de agrupación, siguiendo a Feitosa y cols. (2007) y adaptando la lógica de Reardon y O'Sullivan (2004) de los bloques vecinales en un barrio a instituciones educativas en un distrito.

El ISE, proporcionado por la misma Oficina, se basa en una metodología que incluye años de estudio de los padres, materiales de construcción de la vivienda, servicios básicos, activos y otros servicios del hogar. Aunque los detalles de su cálculo no fueron manipulados en este estudio, el ISE es una variable estandarizada que se obtiene mediante un análisis de componentes principales que resume la varianza compartida entre estos indicadores. La muestra abarcó a 506.420 estudiantes provenientes de 1.781 distritos distribuidos en todo el territorio nacional. Posteriormente, se realizó una

unión de estos valores con una capa vectorial de los distritos del país (Instituto Geográfico Nacional, 2020), que contempla un total de 1.874 distritos. Se identificó una discrepancia de 93 distritos entre ambas bases de datos, que no se pudieron incluir en el análisis (92 etiquetados como “Sin definir” por falta de datos, ya que no hubo estudiantes en dichos distritos y uno correspondiente a una región sin vecinos en el área del lago Titicaca en Puno).

En nuestro estudio se utilizó la matriz de pesos construida en Geoda (Anselin, 2021) para analizar la estructura espacial de las variables de interés. La matriz se construyó utilizando pesos de contigüidad reina con un orden de contigüidad de 1. Se utilizó el mapa distrital y la variable Ubigeo (que brinda un código único para cada distrito del país) para definir la vecindad entre las unidades geográficas. La matriz de pesos se construyó a partir de 1.874 observaciones, con un número mínimo de vecinos de cero y un número máximo de vecinos de 19. La media y la mediana del número de vecinos son 5 y 6, respectivamente, lo que sugiere que la mayoría de las unidades geográficas tienen un número moderado de vecinos.

Es importante destacar que la elección de los pesos de contigüidad puede afectar la estructura de la red de vecindad y, por lo tanto, los resultados del análisis espacial. En nuestro caso, se optó por utilizar pesos de contigüidad reina con un orden de contigüidad de 1 para definir la vecindad entre las unidades geográficas. Esta elección se basó en la consideración de la localización espacial (Chen, 2012).

Para el análisis de la segregación escolar se ha optado por utilizar el estadístico I de Moran, que es el indicador de AE global más utilizado. Este estadístico se ha utilizado para representar la AE del ISE distrital, para analizar el agrupamiento y relación de dependencia espacial entre los distritos, y para las puntuaciones media de Lengua y Literatura, Matemáticas y Ciencia y Tecnología. Siguiendo a Anselin (2020), el Índice de Moran es un estadístico producto del cruce entre una variable y su retraso espacial, cuya variable se expresa en una desviación de su media. Para una observación en la localización i , se expresa como $z_i = x_i - \bar{x}$, donde \bar{x} es la media de la variable x . El estadístico I de Moran es:

$$I = \frac{\sum_i \sum_j w_{ij} z_i \cdot z_j / S_0}{\sum_i z_i^2 / n}$$

Dónde w_{ij} son los elementos de la matriz de pesos espacial, $S_0 = \sum_i \sum_j w_{ij}$ es la suma de todos los pesos, y n es el número de observaciones. Los valores del I de Moran oscilan entre -1 y 1. Este estadístico es representado gráficamente a través del gráfico de dispersión de Moran (Anselin, 1996), que representa la variable con su retraso espacial en el eje y, y la variable original en el eje x. El coeficiente del ajuste lineal del gráfico de dispersión es igual a la I de Moran. Para ello, consideramos una variable z , que se da en desviaciones de su media. Con pesos ponderados y estandarizados por filas, la suma de todas las ponderaciones (S_0) es igual al número de observaciones (n). Por lo tanto, su media es cero y su varianza uno. De esta manera, la expresión del I de Moran queda simplificada a:

$$I = \frac{\sum_i \sum_j w_{ij} z_i \cdot z_j / S_0}{\sum_i z_i^2 / n} = \frac{\sum_i (z_i \times \sum_j w_{ij} z_j)}{\sum_i z_i^2}$$

De este modo, resulta la pendiente de una regresión de $\sum_j w_{ij} z_j$ sobre z_i . Siendo principio subyacente al gráfico de dispersión de Moran. La representación visual del gráfico de dispersión de Moran es la clasificación de la tipología de la AE en cuatro categorías. El gráfico se encuentra centrado en la media (que es cero), por lo que todos

los puntos a la derecha de la media tienen $z_i > 0$ y todos los puntos a la izquierda tienen $z_i < 0$. Estos valores son definidos, de manera respectiva, como altos y bajos, en el sentido de un valor mayor o menor que el promedio. Siguiendo a Anselin (2020), la representación visual del gráfico de dispersión de Moran es esencial para clasificar la tipología de la autocorrelación espacial (AE) en cuatro categorías distintas. Este gráfico, centrado en la media (que es cero), divide los valores observados en altos y bajos, según se encuentren a la derecha o izquierda de la media, respectivamente. De manera similar, los valores del retraso espacial se clasifican como altos o bajos al estar por encima o por debajo de la media.

Esto resulta en la formación de cuatro cuadrantes que reflejan distintos tipos de autocorrelación espacial: alta-alta (AA) y baja-baja (BB) para los cuadrantes superior derecho e inferior izquierdo, respectivamente, denotando una AE positiva donde los valores de una localización son similares a los de sus vecinos. En contraste, los cuadrantes alta-baja (AB) y baja-alta (BA), correspondientes al inferior derecho y superior izquierdo, respectivamente, representan una AE negativa, indicando valores disímiles entre una localización y sus vecinos.

Esta clasificación cuadrante por cuadrante no solo es crucial para identificar patrones de agrupación espacial sino que también nos introduce al concepto de dependencia espacial. La dependencia espacial se refiere al grado de correlación entre valores medidos de manera independiente en el espacio geográfico. Es decir, refleja cómo la proximidad espacial entre localizaciones influye en la similitud de sus valores, resaltando el principio de que fenómenos geográficos cercanos tienden a ser más similares entre sí que aquellos que están más distantes. Este concepto es fundamental para entender la formación de clústeres de alta o baja autocorrelación espacial, según lo demostrado por la autocorrelación espacial global (por ejemplo, Moran's I, Getis-G) y los Indicadores Locales de Asociación Espacial (LISA), que permiten una evaluación detallada y localizada de la dependencia espacial.

Al visualizar e interpretar estos cuadrantes en el gráfico de dispersión de Moran, podemos comprender mejor cómo la dependencia espacial varía a través del espacio, evidenciando la no estacionariedad de la autocorrelación espacial (Crawford, 2009). Esta variabilidad espacial en la autocorrelación resalta la relevancia de la Ley Primera de la Geografía de Tobler: "todo está relacionado con todo lo demás, pero las cosas cercanas están más relacionadas entre sí que con las lejanas". Esto subraya la importancia de considerar la proximidad y la localización en nuestros análisis, permitiéndonos explorar y explicar las complejas dinámicas socioespaciales que influyen en fenómenos como la segregación escolar a nivel distrital.

La interpretación de la significancia en la identificación de clústeres locales utilizando Autocorrelación Espacial Local de Indicadores (LISA) enfrenta desafíos inherentes debido a la correlación entre estadísticas de ubicaciones individuales, tal como se describe en Anselin (1995). Este fenómeno se atribuye a la presencia de elementos comunes en los conjuntos de vecindad, lo que resulta en una correlación entre las medidas de autocorrelación local L_i y L_k para dos ubicaciones i y k . Dicha correlación exige un cuidadoso manejo de las pruebas de significancia para evitar interpretaciones erróneas bajo el problema de comparaciones múltiples.

Anselin (1995) sugiere que la corrección de Bonferroni, ajustando el nivel de significancia individual α_i a α/m (donde α es el nivel de significancia global deseado y m es el número total de comparaciones o el número de observaciones), puede ser excesivamente conservadora, especialmente en análisis con un gran número de observaciones. Esto se debe a que la corrección de Bonferroni no considera la

extensión real de la correlación entre las pruebas individuales. Alternativamente, y siguiendo a Anselin, el enfoque de Sidák ofrece una aproximación ligeramente menos conservadora, ajustando α_i a $1 - (1 - \alpha)^{1/m}$, lo que puede proporcionar límites más precisos para la significancia en presencia de múltiples comparaciones correlacionadas.

Sin embargo, tanto la corrección de Bonferroni como el enfoque de Sidák pueden llevar a la identificación de un número reducido de clústeres significativos, dejando un volumen considerable de distritos como no significativos. Esto no implica necesariamente la ausencia de patrones de segregación escolar en estos distritos, sino refleja las limitaciones metodológicas y la necesidad de interpretar los resultados dentro del contexto de una sensibilidad estadística ajustada. La presencia de distritos no significativos destaca la importancia de considerar tanto la estructura espacial de los datos como el manejo adecuado de las comparaciones múltiples en la evaluación de la autocorrelación espacial local.

Además del análisis de la autocorrelación espacial global a través del Índice de Moran, también se realizó un análisis de la autocorrelación espacial local mediante el Índice Local de Moran (Anselin, 1996). Este índice permite identificar patrones de agrupamiento espacial en áreas específicas, es decir, detectar si hay distritos con valores altos o bajos que se encuentran rodeados por distritos con valores similares o diferentes. Para ello, se utilizó la herramienta GeoDa y se generó un mapa de índices locales de Moran para cada una de las variables de interés (puntuaciones promedio en Lengua y Literatura, Matemáticas, Ciencia y Tecnología, e Índice Socioeconómico). Los valores significativos de estos índices se identificaron mediante la prueba de permutación de Monte Carlo con 999 repeticiones, utilizando un nivel de significancia del 5 %.

4. Resultados

Los resultados del Índice de Moran para el ISE de los estudiantes a nivel distrital, que se encuentran en el Cuadro 1, muestran un valor I de Moran de 0,6584, lo cual muestra una autocorrelación espacial positiva significativa del ISE a nivel distrital. Esto implica una tendencia de los distritos a agruparse con otros distritos de características socioeconómicas similares. Esta tendencia es altamente significativa, lo que se demuestra con el valor Z de 44,7365 y el pseudo p-valor de 0,001. Esta alta AE positiva sugiere que los distritos con altos niveles de ISE están geográficamente cercanos a otros distritos con altos niveles de ISE, y lo mismo ocurre con los distritos de bajos niveles de ISE. Este patrón es un claro indicador de segregación escolar socioeconómica a nivel espacial, reflejada a través de una división geográfica basada en el estatus socioeconómico. Los altos valores de significancia espacial indican que esta autocorrelación observada no es resultado del azar, lo que refuerza la idea de que esta segregación escolar socioeconómica no es un fenómeno disperso o aleatorio, sino una característica estructurada del paisaje educativo a nivel distrital.

Este patrón de agrupación se extiende a los resultados de aprendizaje, con los Índices de Moran para Lengua y Literatura, Matemáticas, y Ciencia y Tecnología (0,5650, 0,5005 y 0,5031, respectivamente) indicando también una autocorrelación espacial positiva. Aunque estos valores son moderadamente altos comparados con el ISE, subrayan la existencia de agrupaciones geográficas en los resultados académicos. Similar al ISE, estos resultados sugieren que distritos con resultados de aprendizaje altos tienden a agruparse con distritos de resultados similares, y viceversa para aquellos con resultados bajos. Este fenómeno refuerza la no aleatoriedad de la distribución

espacial tanto de los indicadores socioeconómicos como de los logros académicos a nivel distrital.

Cuadro 1

Índice I de Moran Univariante

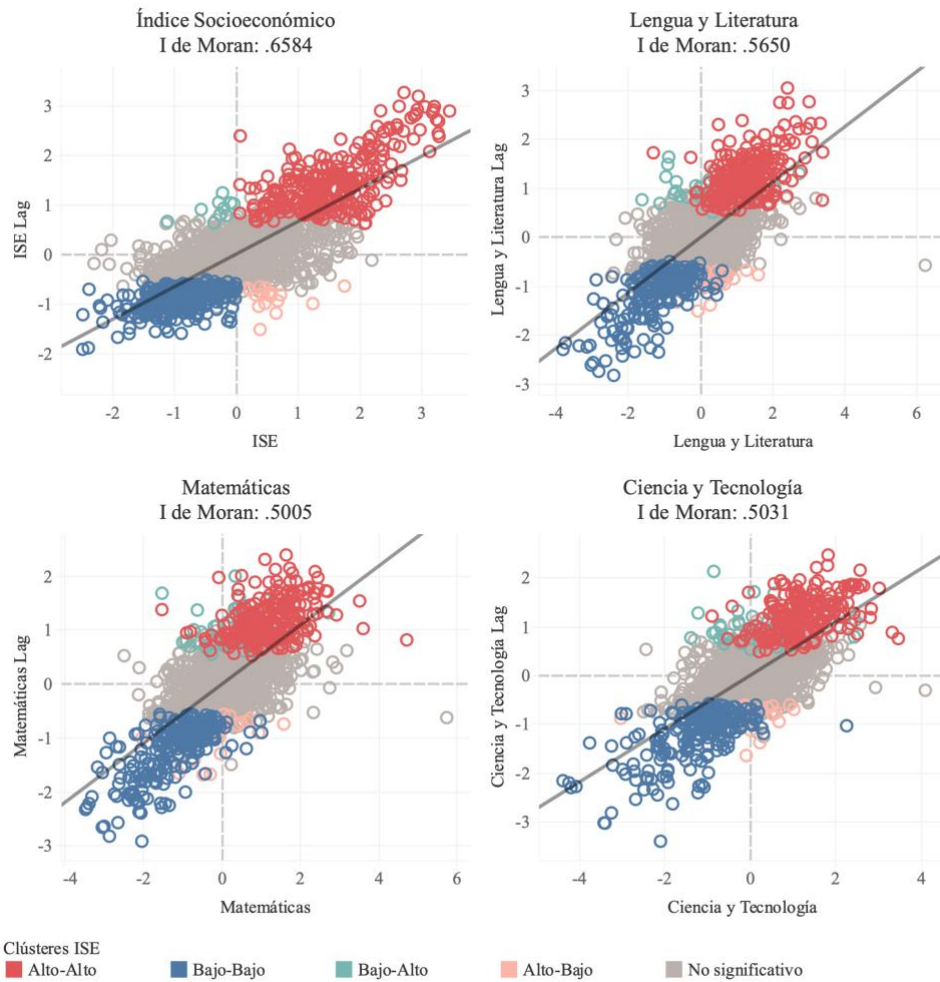
	I de Moran	E[I]	Media	D. E.	Z-Valor	Pseudo p-valor	Permutaciones
ISE	0,6584	-0,0006	-0,0007	0,0147	44,7365	0,001	999
Lengua y Literatura	0,5650	-0,0005	-0,0007	0,0136	13,5284	0,001	999
Matemáticas	0,5005	-0,0005	-0,0007	0,0137	13,3746	0,001	999
Ciencia y Tecnología	0,5031	-0,0005	-0,0007	0,0135	13,3060	0,001	999

Para entender mejor cómo se visualiza esta autocorrelación espacial, recurrimos al diagrama de dispersión de Moran en la Figura 1, que divide los datos en cuatro cuadrantes, basados en la combinación de los valores locales y sus respectivos retrasos espaciales. En este contexto, los cuadrantes Alto-Alto (AA) y Bajo-Bajo (BB) representan, respectivamente, áreas donde distritos con altos valores de ISE o resultados de aprendizaje se encuentran cercanos a otros con valores igualmente altos, y distritos con valores bajos cercanos a otros con valores igualmente bajos. Esta distribución evidencia la autocorrelación espacial positiva y la segregación socioeconómica y educativa. Por otro lado, los cuadrantes Alto-Bajo (AB) y Bajo-Alto (BA) mostrarían distritos donde los valores altos se encuentran cercanos a distritos con valores bajos, señalando una menor frecuencia de este patrón dados los altos índices de Moran reportados, lo cual es consistente con una menor incidencia de autocorrelación espacial negativa.

La representación espacial de los clústeres LISA, visualizada en la Figura 2, desempeña un papel crucial en nuestro entendimiento de la autocorrelación espacial (AE) relacionada con el Índice Socioeconómico (ISE) y los resultados de aprendizaje en las áreas de Lengua y Literatura, Matemáticas, y Ciencia y Tecnología. Este análisis revela un patrón claro de agrupación geográfica en las cuatro variables examinadas, donde los distritos con alta AE en todas las variables tienden a agruparse en regiones específicas, tales como el litoral costero para los clústeres Alto-Alto, y en las zonas de selva norte y central, así como en algunas áreas de la sierra, para los clústeres Bajo-Bajo. Esta observación detallada subraya que los distritos ubicados en el litoral costero no solo exhiben un Índice Socioeconómico (ISE) más alto, sino que también alcanzan mejores resultados en aprendizaje en Lengua y Literatura, Matemáticas, y Ciencia y Tecnología. De manera contrastante, los distritos situados en la selva norte y central, junto con ciertas áreas de la sierra, no solo se caracterizan por tener un ISE menor, sino que también presentan resultados de aprendizaje inferiores en estas mismas áreas académicas.

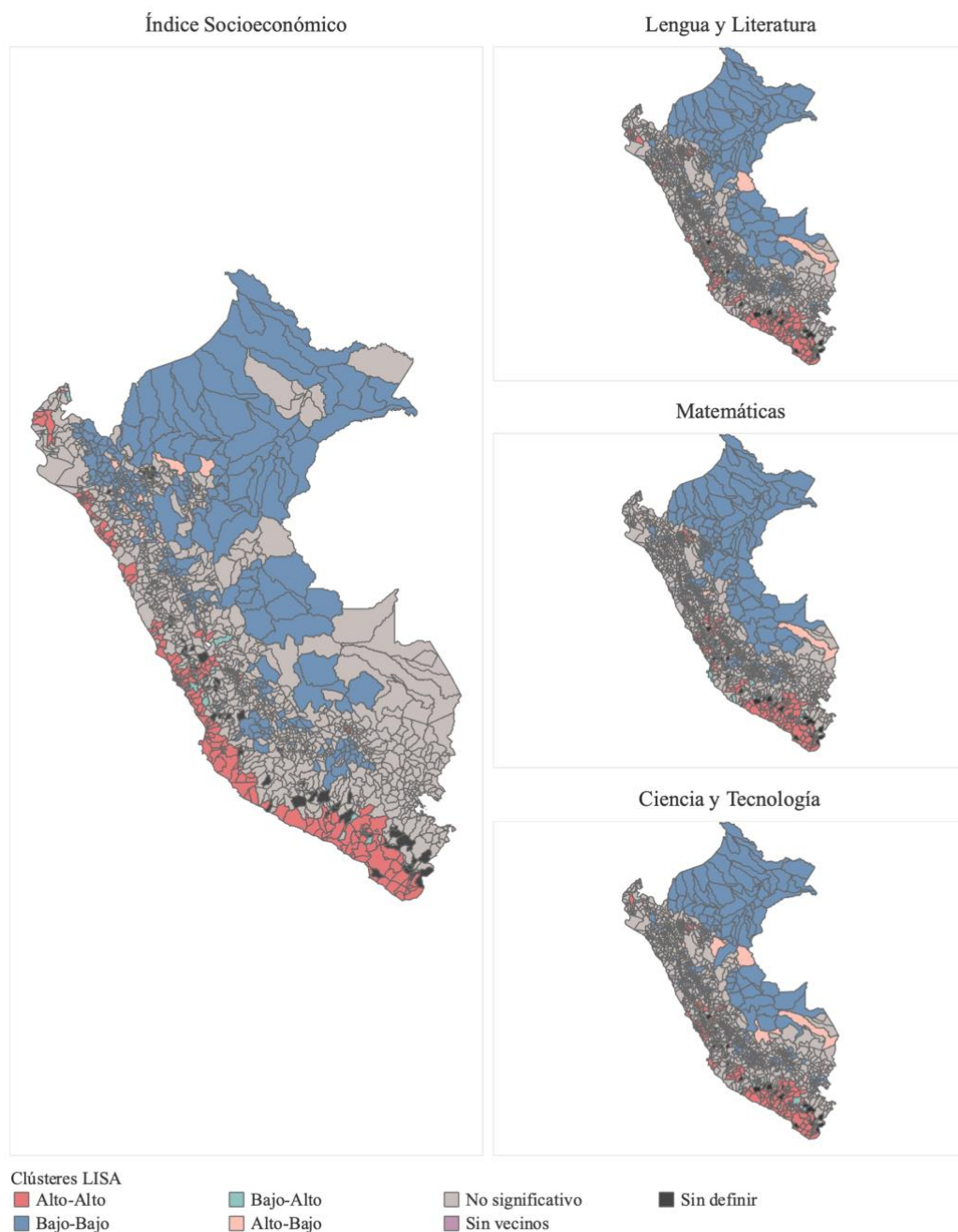
La presencia de un número reducido de distritos en los clústeres con AE negativa (Bajo-Alto y Alto-Bajo) sugiere que los casos de disparidad geográfica, donde distritos de altos valores en una variable están cercanos a distritos de bajos valores en la misma variable (y viceversa), son menos comunes. Esta observación refuerza la idea de una autocorrelación espacial positiva predominante en el contexto estudiado.

Figura 1
Índice I de Moran Univariante



Es importante destacar que la ausencia de clústeres significativos en ciertos distritos, reflejada por 92 distritos sin definición debido a la falta de datos en la Evaluación Censal de Estudiantes (ECE), o aquellos tres distritos sin vecinos en el lago Titicaca donde no se pudo calcular la AE, no menoscaba la significancia del análisis global. Los distritos con resultados no significativos, identificados por valores de significancia superiores a $p = ,05$, no implican que los valores de las variables en sí carezcan de importancia, tal como se explicó en la sección metodológica siguiendo a Anselin (1995). De hecho, la ausencia de significancia en estos clústeres específicamente no contradice la evidencia de autocorrelación espacial significativa observada en la tabla de resultados del Índice de Moran. La autocorrelación espacial positiva detectada a través del análisis del Índice de Moran refleja una tendencia clara y estadísticamente significativa de agrupación por similitud socioeconómica y de resultados de aprendizaje en el ámbito distrital.

Figura 2
Representación espacial de los Clústeres LISA



La representación espacial de los clústeres LISA, detallada en el Cuadro 2, subraya la distribución porcentual de los distritos según su pertenencia a cada tipo de clúster de ISE a lo largo de los diferentes departamentos de Perú. Esta distribución revela una clara tendencia nacional: existe una proporción similar de distritos dentro de los clústeres Alto-Alto y Bajo-Bajo, aunque se observa una ligera preponderancia de este último. Notablemente, los clústeres Bajo-Alto y Alto-Bajo comprenden menos del 1 % de los distritos, lo que indica una autocorrelación espacial positiva predominante a lo largo del país.

La distribución geográfica de los clústeres muestra una relación significativa con las características regionales de Perú. Los distritos clasificados dentro de los clústeres Alto-

Alto se concentran principalmente en regiones costeras, incluyendo Callao, Ica, Lambayeque, Tacna, Lima, Arequipa, y Moquegua, que se extienden a lo largo de la costa peruana. Esta tendencia subraya la relación entre el acceso a recursos económicos y educativos y la ubicación geográfica costera. Por otro lado, los clústeres Bajo-Bajo se encuentran mayoritariamente en las regiones de la selva, como Loreto, Ucayali, San Martín, y Amazonas, así como en algunas áreas de la sierra, destacando Cajamarca y Huánuco. Este patrón refleja una distribución espacial de los niveles socioeconómicos más bajos en regiones específicas, lo que sugiere desafíos particulares en términos de acceso y calidad educativa en estas áreas.

Cuadro 2

Porcentaje de distritos según clúster LISA en cada departamento

Departamento	Región Geográfica	No significativo	Clústeres ISE (%)					
			Alto-Alto	Bajo-Bajo	Bajo-Alto	Alto-Bajo	Sin vecinos	Sin definir
Amazonas	Selva	55,95	-	25,00	-	-	-	19,05
Ancash	Costa	80,12	4,22	9,04	-	-	-	6,63
Apurímac	Sierra	78,57	-	19,05	-	1,19	-	1,19
Arequipa	Costa	40,37	45,87	0,92	1,83	-	-	11,01
Ayacucho	Sierra	78,99	-	13,45	-	0,84	-	6,72
Cajamarca	Sierra	40,94	-	51,18	-	6,30	-	1,57
Callao	Costa	-	100,00	-	-	-	-	-
Cusco	Sierra	77,68	5,36	16,07	0,89	-	-	-
Huancavelica	Sierra	79,00	-	17,00	-	1,00	-	3,00
Huánuco	Sierra	53,57	-	45,24	-	1,19	-	-
Ica	Costa	11,63	81,40	-	-	-	-	6,98
Junín	Sierra	79,03	11,29	1,61	2,42	-	-	5,65
La Libertad	Costa	59,04	26,51	12,05	-	2,41	-	-
Lambayeque	Costa	42,11	50,00	7,89	-	-	-	-
Lima	Costa	39,18	46,20	2,34	1,75	0,58	-	9,94
Loreto	Selva	16,98	-	81,13	-	1,89	-	-
Madre de Dios	Selva	90,91	-	9,09	-	-	-	-
Moquegua	Costa	35,00	40,00	-	-	-	-	25,00
Pasco	Sierra	75,86	17,24	6,90	-	-	-	-
Piura	Costa	63,08	9,23	27,69	-	-	-	-
Puno	Sierra	97,27	-	-	-	-	1,82	0,91
San Martín	Selva	68,83	1,30	27,27	-	2,60	-	-
Tacna	Costa	25,00	50,00	-	-	-	-	25,00
Tumbes	Costa	84,62	7,69	-	7,69	-	-	-
Ucayali	Selva	70,59	-	29,41	-	-	-	-
<i>Total</i>		<i>61,95</i>	<i>14,62</i>	<i>16,86</i>	<i>0,53</i>	<i>0,96</i>	<i>0,11</i>	<i>4,96</i>

El Cuadro 3 ilustra cómo el Índice Socioeconómico (ISE) y las áreas académicas, incluyendo Lengua y Literatura, Matemáticas, y Ciencia y Tecnología, se distribuyen entre los distintos clústeres de autocorrelación espacial (AE) en los distritos de Perú. El ISE sobresale con la mayor cantidad de distritos en clústeres Alto-Alto y Bajo-Bajo, evidenciando una autocorrelación espacial positiva fuerte y señalando patrones de segregación socioeconómica. Lengua y Literatura muestra una leve disminución en clústeres de AE positiva comparado con el ISE, sugiriendo una distribución algo más dispersa de los resultados académicos, pero todavía significativa. Matemáticas se posiciona justo detrás del ISE en número de distritos con AE positiva, pero destaca por tener también una cantidad significativa de distritos en clústeres de AE negativa,

indicando una variabilidad en el rendimiento académico. Ciencia y Tecnología presenta el menor número de distritos en clústeres de AE positiva y el mayor en AE negativa, además de contar con la mayor proporción de distritos con resultados no significativos, lo que podría reflejar una mayor heterogeneidad en los resultados de aprendizaje. Estos hallazgos subrayan la existencia de una marcada segregación socioeconómica y sugieren que, aunque el rendimiento académico también muestra autocorrelación espacial, existe una variabilidad significativa en cómo esta se manifiesta en diferentes áreas del conocimiento.

Cuadro 3

Número de distritos según las variables y clúster LISA

Variable	Alto-Alto	Bajo-Bajo	Bajo-Alto	Alto-Bajo	No significativo
Índice Socioeconómico	274	316	10	18	1.161
Lengua y Literatura	255	242	18	20	1.244
Matemáticas	250	255	28	17	1.229
Ciencia y Tecnología	244	226	27	22	1.260

El análisis detallado de los diagramas de caja, que reflejan la distribución de las puntuaciones promedio de los distritos en las distintas pruebas según su clúster LISA, revela patrones significativos que vinculan la segregación socioeconómica con los resultados educativos. Más allá de las medianas, es esencial examinar los cuartiles y los bigotes de cada clúster para comprender la distribución completa y la variabilidad de las puntuaciones.

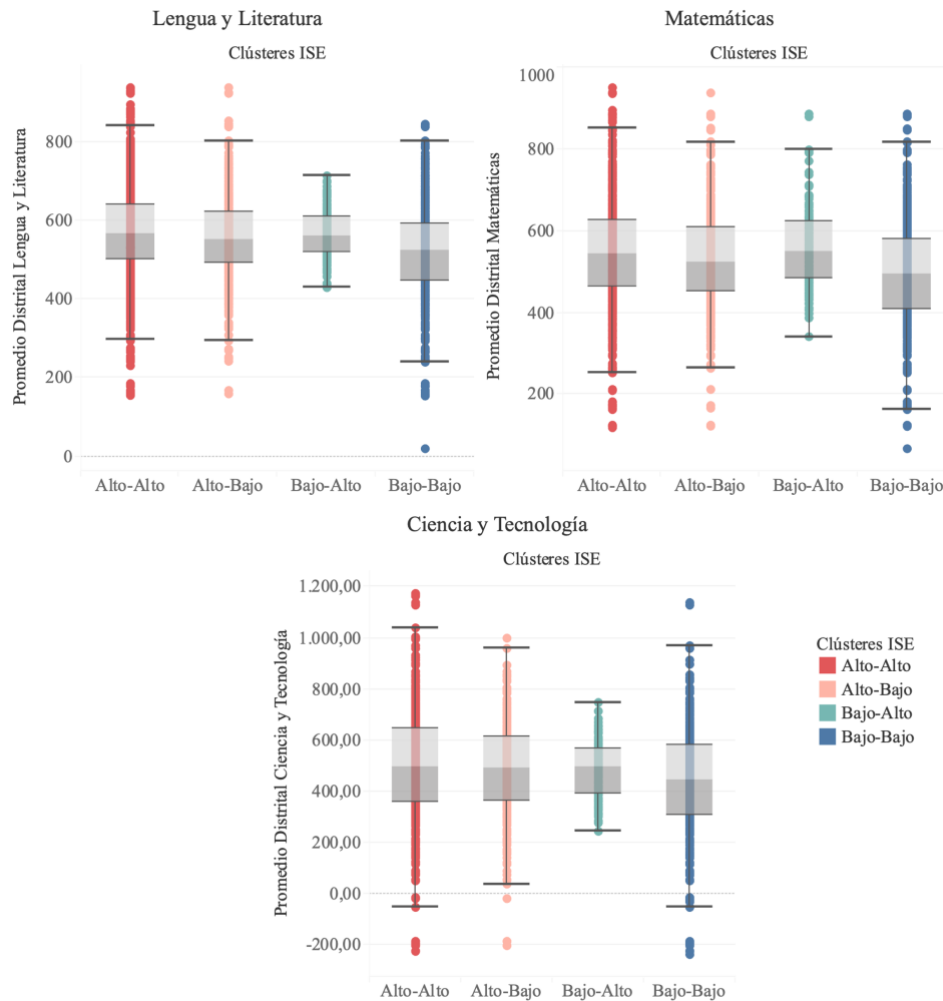
Los distritos Alto-Alto y Bajo-Bajo muestran no solo diferencias en las medianas sino también en los rangos intercuartílicos (RIQ), lo que sugiere variaciones en la consistencia de los resultados dentro de los clústeres. Por ejemplo, en Lengua y Literatura, el RIQ del clúster Alto-Alto es más estrecho (298,3 a 638,9) comparado con el clúster Bajo-Bajo (240,1 a 592,7), indicando que los distritos de alto nivel socioeconómico tienen una menor dispersión en sus puntuaciones. Además, los bigotes, que muestran la variabilidad fuera de los cuartiles, se extienden hacia valores más altos en el clúster Alto-Alto, señalando la presencia de distritos con resultados excepcionalmente buenos.

Por otro lado, los clústeres con AE negativa, como Alto-Bajo y Bajo-Alto, muestran medianas más cercanas a sus contrapartes socioeconómicas pero con RIQ y bigotes que sugieren una mayor heterogeneidad. Esta observación es crucial ya que indica que, mientras el nivel socioeconómico de un distrito es importante, la interacción con el entorno socioeconómico de los distritos adyacentes también tiene un impacto significativo en el rendimiento académico.

Para ilustrar con datos concretos, en el área de Ciencia y Tecnología, el clúster Alto-Alto tiene un bigote superior que llega hasta 1039,88, contrastando marcadamente con el clúster Bajo-Bajo cuyo bigote superior llega a 970,35, pero con una mediana notablemente más baja de 448,33. Esto implica que incluso dentro de los distritos de alto rendimiento en ciencia, hay una variabilidad significativa que podría estar influenciada por factores distintos al nivel socioeconómico. De igual manera, la presencia de bigotes inferiores que se extienden a valores negativos en ambos clústeres Alto-Alto y Bajo-Bajo resalta la existencia de valores atípicos que requieren un análisis adicional para entender las causas subyacentes de estos resultados extremos.

Figura 3

Promedios distritales de cada variable según el clúster LISA del ISE al que pertenecen



5. Limitaciones

Dentro de las limitaciones de este estudio, es importante reconocer varios aspectos que influyen en el alcance y la interpretación de los hallazgos. En primer lugar, la notable cantidad de distritos clasificados como “no significativos” en nuestro análisis, que representa más del 50 % para las cuatro variables analizadas, refleja una dispersión en los datos a nivel nacional que limita la capacidad de detectar patrones claros de autocorrelación espacial específicos de los territorios. Esta distribución sugiere la necesidad de una mayor profundidad en el análisis local. Conforme sugiere Anselin (1995), la reducción del número de observaciones (distritos en nuestro caso) ajustaría de manera más precisa los patrones locales de segregación escolar.

Además, el número de distritos en los clústeres Bajo-Alto y Alto-Bajo limita nuestra capacidad para explorar en detalle la autocorrelación espacial negativa y su impacto en la segregación escolar. Ello no limita nuestra capacidad para identificar la influencia del contexto socioeconómico adyacente en el rendimiento educativo, por lo que no invalida nuestros hallazgos, pero sí indica que futuras investigaciones podrían beneficiarse de un enfoque más detallado en estas áreas para comprender mejor sus dinámicas específicas. La inclusión de una perspectiva más granular permitiría destacar la relevancia de los distintos contextos dentro del panorama nacional, haciendo énfasis

en el contexto espacial circundante, una dimensión generalmente subestimada en la literatura existente.

Una limitación crítica en nuestro análisis es la falta de datos de evaluaciones censales recientes, particularmente datos posteriores al año 2019. Esto significa que no se dispone de información sobre cómo la pandemia de Covid-19 ha podido afectar las tendencias de segregación escolar y los resultados educativos. La ausencia de estos datos limita la capacidad para comprender las dinámicas actuales de segregación y rendimiento escolar, y cómo estas pueden haber evolucionado en respuesta a la crisis sanitaria y sus consecuencias socioeconómicas.

Adicionalmente, otro aspecto que merece atención es la variabilidad en la calidad y cobertura de los datos a nivel distrital. La heterogeneidad en la recopilación de datos y en las características socioeconómicas y educativas de cada distrito puede introducir sesgos en nuestro análisis, limitando la generalización de nuestros hallazgos a todo el país. Esta variabilidad subraya la importancia de considerar contextos locales específicos al interpretar los patrones de autocorrelación espacial y al diseñar intervenciones educativas.

En conjunto, estas limitaciones resaltan áreas cruciales para futuras investigaciones. La inclusión de datos más recientes, el análisis detallado de clústeres menos representados y una consideración más profunda de la variabilidad local y el impacto de eventos globales como la pandemia de COVID-19, podrían enriquecer significativamente nuestra comprensión de la segregación escolar y la autocorrelación espacial en el contexto educativo peruano.

6. Discusión y conclusiones

Este estudio ha aportado una nueva perspectiva sobre la segregación escolar en Perú mediante el análisis de la autocorrelación espacial del ISE de los estudiantes de secundaria y sus resultados escolares a nivel distrital. Se ha descubierto una autocorrelación espacial positiva, lo que evidencia que los distritos con características socioeconómicas y resultados educativos similares tienden a agruparse geográficamente. Esta agrupación no es aleatoria, sino que refleja una dependencia espacial que subraya cómo la segregación escolar está profundamente arraigada en el tejido espacial distrital. Esta dependencia espacial resalta la existencia de patrones de segregación socioeconómica que van más allá de la proximidad geográfica, implicando una interconexión entre la ubicación, el contexto socioeconómico y los resultados educativos.

Los hallazgos de este estudio dialogan y se expanden sobre los trabajos previos de Balarín y Escudero (2018), Benavides y cols. (2014), Carrillo y Murillo (2023), Krüger (2019, 2020) y Murillo y Carrillo (2020a, 2020b, 2021a, 2021b). Estas investigaciones habían señalado a Perú por su alta segregación educativa, la variabilidad regional y por niveles educativos de dicha segregación. La aplicación del análisis espacial, inspirada en los estudios sobre la segregación residencial aplicada al ámbito educativo de Massey y Denton (1987, 1988, 1989, 1993) y Reardon y O'Sullivan (2004) revelan cómo las teorías sobre la segregación y la dependencia espacial aplican poderosamente al contexto de la segregación escolar peruana. La evidencia de agrupaciones de distritos de alto y bajo ISE y resultados educativos refuerza la idea de que la segregación escolar en Perú es una cuestión espacialmente estructurada, con implicaciones significativas para el diseño de políticas educativas.

Los resultados de la segregación socioeconómica espacial coinciden parcialmente con la investigación de Murillo y Carrillo (2020a), ya que el segundo departamento con una mayor concentración de distritos Alto-Alto es Ica, que coincide con el departamento con menor segregación según el índice de aislamiento, mientras que el departamento con mayor concentración de distritos Bajo-Bajo es Loreto, que es el departamento con una mayor segregación según el índice de aislamiento. Esta dualidad en los patrones de segregación resalta la complejidad y la variabilidad de la segregación escolar a nivel nacional, ilustrando cómo factores locales específicos pueden influir de manera significativa en la configuración de la segregación socioeconómica.

Por último, se ha comprobado que los resultados distritales promedio de la ECE están relacionados al tipo de clúster socioeconómico al que pertenece el distrito. Aquellos distritos que pertenecen a un clúster Alto-Alto obtienen mejores resultados promedio que el resto, mientras que aquellos en un clúster Bajo-Bajo tienen resultados más bajos. Esto demuestra el efecto que tienen las dimensiones de segregación espacial de aislamiento y de agrupamiento en los resultados. En el caso de los distritos con clúster Alto-Bajo y Bajo-Alto no hay una relación tan determinante, pues en Ciencia y Tecnología y Lengua y Literatura obtienen mayores resultados promedio el primer grupo; mientras que en Matemáticas, el segundo grupo. Este contraste entre los diferentes tipos de clústeres subraya la multidimensionalidad de la segregación y sus efectos, sugiriendo la existencia de mecanismos subyacentes complejos que afectan los resultados educativos más allá de las categorizaciones socioeconómicas simples.

Implicaciones prácticas

Este análisis espacial detallado subraya la necesidad imperativa de desarrollar políticas educativas que no solo aborden las desigualdades de manera general, sino que también tengan en cuenta la segregación y dependencia espacial específica de los distritos. Las políticas educativas deben ser diseñadas con un enfoque territorializado, que reconozca y actúe sobre los patrones de AE identificados, para abordar las desigualdades educativas de manera más justa y efectiva.

Sugerencias para futuras investigaciones

Dado que la autocorrelación espacial juega un papel crítico en la comprensión de la segregación escolar, futuras investigaciones deberían enfocarse en un análisis más granular de esta segregación, especialmente en aquellos departamentos o regiones donde actualmente no se han identificado gran cantidad de distritos significativos al realizar los clústeres a nivel nacional. Un análisis detallado por departamento podría revelar patrones de segregación escolar a nivel territorial más sutiles, que podrían pasar desapercibidos en análisis a mayor escala, según la lógica de la significancia a nivel distrital expuesta por Anselin (1995). Un análisis de este tipo, departamento por departamento, permitiría una evaluación más precisa de los patrones locales de segregación escolar, potencialmente revelando dinámicas departamentales específicas que podrían estar diluidas en un análisis de mayor escala.

Además, la exploración de la autocorrelación espacial bivariada presenta otro horizonte interesante para el análisis de la segregación escolar. Este enfoque permitiría investigar la existencia de dependencias espaciales entre el ISE en un distrito y los resultados educativos en distritos adyacentes, lo que añadiría una capa adicional de profundidad al entendimiento de este fenómeno. Al analizar las relaciones bivariadas podríamos descubrir cómo las características socioeconómicas de una localidad impactan o se relacionan con los resultados educativos de otras localidades, iluminando así

mecanismos indirectos a través de los cuales la segregación y las desigualdades educativas se reproducen a través del espacio.

La incorporación de estos enfoques en la investigación futura no solo enriquecería el corpus teórico sobre la segregación escolar en contextos latinoamericanos, sino que también ofrecería directrices claras para la creación de políticas educativas más efectivas y equitativas. Al entender las complejidades de la segregación y dependencia espacial, los responsables de la formulación de políticas estarían mejor equipados para diseñar intervenciones que atiendan las necesidades específicas de las comunidades educativas, promoviendo así una sociedad más justa y equitativa.

Referencias

- Alegre, M. A. (2010). Casi-mercados, segregación escolar y desigualdad educativa: Una trilogía con final abierto. *Educação & Sociedade*, 31(113), 1157-1178. <https://doi.org/10.1590/S0101-73302010000400006>
- Alexander, M. (2019). *Residential segregation and school segregation: A comparative case study of educational choice programs* [Tesis doctoral]. Boston University.
- Ames, P. (2010). *Desigualdad y territorio en el Perú Una geografía jerarquizada*. Instituto de Estudios Peruanos.
- Ames, P. (2021). Educación. ¿La mejor herencia o el mejor negocio? *Revista Peruana de Investigación Educativa*, 13(15), 360. <https://doi.org/10.34236/rpie.v13i15.360>
- Anselin, L. (1995). Local indicators of spatial association. *Geographical Analysis*, 27(2), 93-115. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x>
- Anselin, L. (1996). The moran scatterplot as an ESDA tool to assess local instability in spatial association. En M. Fischer, H. J. Scholten y D. Unwin (Eds.), *Spatial analytical perspectives on GIS* (pp. 111-125). Routledge.
- Anselin, L. (2020). *Global spatial autocorrelation. visualizing spatial autocorrelation*. GeoDa.
- Anselin, L. (2021). GeoDa (Spatial statistical program). En J. C. Barnes y D. R. Forde (Eds.), *The encyclopedia of research methods in criminology and criminal justice* (pp. 839-841). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781119111931.CH160>
- Aramendi Jáuregui, P. M., Rekalde-Rodríguez, I. y Cruz Iglesias, E. (2022). Educating cities faced with school segregation: Walking towards sustainable development. *Teoría de la Educación*, 34(2), 209-235. <https://doi.org/10.14201/teri.27384>
- Balarin, M. (2015). *Las múltiples formas y efectos de la participación del sector privado en la educación*. GRADE.
- Balarin, M. (2016). El contexto importa: Reflexiones acerca de cómo el contexto y la composición escolar afectan el rendimiento y la experiencia educativa de los estudiantes. En GRADE, *Investigación para el desarrollo en el Perú: once balances* (pp. 57-81). GRADE.
- Balarin, M. y Escudero, A. (2018). The ungoverned education market and the deepening of socio-economic school segregation in Peru. En X. Bonal y C. Bellei (Eds.), *Understanding school segregation* (pp. 179-200) Bloomsbury. <https://doi.org/10.5040/9781350033542.ch-009>
- Balarin, M., Fontdevila, C., Marius, P. y Rodríguez, M. F. (2019). Educating on a budget: The subsistence model of low-fee private schooling in Peru. *Education Policy Analysis Archives*, 27, 28-43. <https://doi.org/10.14507/epaa.27.4328>
- Bartholo, T. L. y Da Costa, M. (2014). Turnos e segregação escolar: Discutindo as desigualdades intraescolares. *Cadernos de Pesquisa*, 44(153), 671-692. <https://doi.org/10.1590/198053142771>

- Bellei, C. (2013). El estudio de la segregación socioeconómica y académica de la educación chilena. *Estudios Pedagógicos*, 39(1), 325-345. <https://doi.org/10.4067/S0718-07052013000100019>
- Bello, M. (2021). Las escuelas segregadas son el mensaje. *Revista Peruana de Investigación Educativa*, 13(15), 57-68. <https://doi.org/10.34236/rpie.v13i15.357>
- Benavides, M., León, J. y Etesse, M. (2014). *Desigualdades educativas y segregación en el sistema educativo peruano: Una mirada comparativa de las pruebas PISA 2000 y 2009*. GRADE.
- Bernelius, V. y Vaattovaara, M. (2016). Choice and segregation in the 'most egalitarian' schools: Cumulative decline in urban schools and neighbourhoods of Helsinki, Finland. *Urban Studies*, 53(15), 3155-3171. <https://doi.org/10.1177/0042098015621441>
- Bischoff, K. (2008). School district fragmentation and racial residential segregation. *Urban Affairs Review*, 44(2), 182-217. <https://doi.org/10.1177/1078087408320651>
- Boterman, W. (2019). The role of geography in school segregation in the free parental choice context of Dutch cities. *Urban Studies*, 56(15), 3074-3094. <https://doi.org/10.1177/0042098019832201>
- Boterman, W., Musterd, S., Pacchi, C. y Ranci, C. (2019). School segregation in contemporary cities: Socio-spatial dynamics, institutional context and urban outcomes. *Urban Studies*, 56(15), 3055-3073. <https://doi.org/10.1177/0042098019868377>
- Bottia, M. C. (2019). Educational and residential segregation of immigrants in the United States. *Poverty & Race Journal*, 28(1), 1-16.
- Brandén, M., Birkelund, G. E. y Szulkin, R. (2016). Does school segregation lead to poor educational outcomes? Evidence from fifteen cohorts of Swedish ninth graders. *The IAS Working Paper Series NV*, 4, 59.
- Brown, L. A. y Chung, S. Y. (2006). Spatial segregation, segregation indices and the geographical perspective. *Population, Space and Place*, 12(2), 125-143. <https://doi.org/10.1002/psp.403>
- Buitelaar, E. y Cozzolino, S. (2019). The (ir)relevance of economic segregation. Jane Jacobs and the empirical and moral implications of an unequal spatial distribution of wealth. *Cities*, 91(2), 23-28. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2018.02.027>
- Burger, K. (2019). The socio-spatial dimension of educational inequality: A comparative European analysis. *Studies in Educational Evaluation*, 62(3), 171-186. <https://doi.org/10.1016/j.stueduc.2019.03.009>
- Carlson, D., Bell, E., Lenard, M. A., Cowen, J. M. y Mceachin, A. (2020). Socioeconomic-based school assignment policy and racial segregation levels: Evidence from the wake county public school system. *American Educational Research Journal*, 57(1), 258-304. <https://doi.org/10.3102/0002831219851729>
- Carrillo, S. (2020). La segregación escolar en América Latina. ¿Qué se estudia y cómo se investiga? *REICE. Revista Iberoamericana sobre Calidad, Eficacia y Cambio en Educación*, 18(4), 345-362. <https://doi.org/10.15366/reice2020.18.4.014>
- Carrillo, S. y Murillo, F. J. (2023). Contribución de la educación privada a la segregación escolar en el Perú. *Apuntes*, 50(93), 213-234. <https://doi.org/10.21678/apuntes.93.1660>
- Chen, Y. (2012). On the four types of weight functions for spatial contiguity matrix. *Letters in Spatial and Resource Sciences*, 5(2), 65-72. <https://doi.org/10.1007/s12076-011-0076-6>
- Conde Gómez, A. (2019). *La segregación escolar y la segregación socioeconómica. Una investigación documental*. Universidad Pedagógica Nacional.
- Córdoba Calquin, C., Rojas Patuelli, K. y Azócar Weisser, J. (2016). Selección de alumnos y co-pago como factores de segregación escolar: Presentación de tres casos de estudio.

- Psicoperspectivas. Individuo y Sociedad*, 15(1), 642.
<https://doi.org/10.5027/psicoperspectivas-Vol15-Issue1-fulltext-642>
- Crawford, T. W. (2009). Spatial dependence and scale. En R. Kitchin y N. Thrift (Eds.), *International encyclopedia of human geography* (pp. 157-182). Elsevier.
- Cuenca, R. y Urrutia, C. E. (2019). Explorando las brechas de desigualdad educativa en el Perú. *Revista Mexicana de Investigación Educativa*, 24(81), 431-461.
- Downey, D. B. y Condrón, D. J. (2016). Fifty Years since the Coleman report: Rethinking the relationship between schools and inequality. *Sociology of Education*, 89(3), 207-220.
<https://doi.org/10.1177/0038040716651676>
- Duk, C. y Murillo, F. J. (2019). Segregación escolar y meritocracia. *Revista Latinoamericana de Educación Inclusiva*, 13(1), 11-13. <https://doi.org/10.4067/s0718-73782019000100011>
- Feitosa, F. F., Câmara, G., Monteiro, A. M. V., Koschitzki, T. y Silva, M. P. S. (2007). Global and local spatial indices of urban segregation. *International Journal of Geographical Information Science*, 21(3), 299-323. <https://doi.org/10.1080/13658810600911903>
- Flint, C., Harrower, M. y Edsall, R. (2000). *But how does place matter? Using bayesian networks to explore a structural definition of place*. Università di Pavola.
- Fontdevila, C., Marius, P., Balarin, M. y Rodríguez, M. F. (2018). *Educación privada de «bajo coste» en el Perú: Un enfoque desde la calidad*. MINEDU.
- Frankenberg, E. (2009). Splintering school districts: Understanding the link between segregation and fragmentation. *Law & Social Inquiry*, 34(04), 869-909.
<https://doi.org/10.1111/j.1747-4469.2009.01166.x>
- Frankenberg, E. y Lee, C. (2002). *Race in American public schools: Rapidly resegregating school districts*. UCLA Civil Rights Project.
- Garret, P. L., Miranda Molina, L., Balabarca, M. M. y Christiansen, A. (2021). Segregación socioeconómica en las escuelas de Lima metropolitana. *Revista Peruana de Investigación Educativa*, 13(15), 365. <https://doi.org/10.34236/rpie.v13i15.365>
- Goodchild, M. F. (1987). A spatial analytical perspective on geographical information systems. *International Journal of Geographical Information Systems*, 1(4), 327-334.
<https://doi.org/10.1080/02693798708927820>
- Instituto Geográfico Nacional. (2020). *Limites distritales*. Ministerio de Defensa. Instituto Geográfico Nacional.
- Jenkins, S. P., Micklewright, J. y Schnepf, S. V. (2008). Social segregation in secondary schools: How does England compare with other countries? *Oxford Review of Education*, 34(1), 21-37. <https://doi.org/10.1080/03054980701542039>
- Kogachi, K. y Graham, S. (2020). Numerical minority status in middle school and racial/ethnic segregation in academic classes. *Child Development*, 91(6), 2083-2102.
<https://doi.org/10.1111/cdev.13408>
- Krüger, N. (2019). Socioeconomic school segregation as a dimension of educational exclusion: Fifteen years of evolution in Latin America. *Education Policy Analysis Archives*, 27, 35-77.
<https://doi.org/10.14507/epaa.27.3577>
- Krüger, N. (2020). Efectos compañero en contextos escolares altamente segregados. *REICE. Revista Iberoamericana Sobre Calidad, Eficacia y Cambio en Educación*, 18(4), 171-196.
<https://doi.org/10.15366/REICE2020.18.4.007>
- Lareau, A., Weininger, E. B. y Cox, A. B. (2018). Parental challenges to organizational authority in an elite school district: The role of cultural, social, and symbolic capital. *Teachers College Record*, 1, 1-46. <https://doi.org/10.1177/016146811812000106>

- Maloutas, T., Spyrellis, S., Hadjiyanni, A., Capella, A. y Valassi, D. (2019). Residential and school segregation as parameters of educational performance in Athens. *CyberGeo*, 10, 3-31. <https://doi.org/10.4000/cybergegeo.33085>
- Massey, D. S. y Denton, N. A. (1987). Trends in the residential segregation of blacks, Hispanics, and Asians: 1970-1980. *American Sociological Review*, 52(6), 802-825.
- Massey, D. S. y Denton, N. A. (1988). The dimensions of residential segregation. *Social Forces*, 67(2), 281-315. <https://doi.org/10.1093/sf/67.2.281>
- Massey, D. S. y Denton, N. A. (1989). Hypersegregation in U. S. metropolitan areas: Black and Hispanic segregation along five dimensions. *Demography*, 26(3), 373-391. <https://doi.org/10.2307/2061599>
- Massey, D. S. y Denton, N. A. (1993). *American apartheid: Segregation and the making of the underclass*. Harvard University Press.
- Massey, D. S. y Fischer, M. J. (2006). The effect of childhood segregation on minority academic performance at selective colleges. *Ethnic and Racial Studies*, 29(1), 1-26. <https://doi.org/10.1080/01419870500351159>
- Muelle, L. E. (2023). Dimensión geoespacial de la segregación académica y social del rendimiento de alumnos en las escuelas de educación secundaria en Lima Metropolitana. *Apuntes*, 50(93), 101-141. <https://doi.org/10.21678/apuntes.93.1521>
- Murillo, F. J. (2016). Midiendo la segregación escolar en América Latina. Un análisis metodológico utilizando el TERCE. *REICE. Revista Iberoamericana sobre Calidad, Eficacia y Cambio en Educación*, 14(4), 33-60. <https://doi.org/10.15366/reice2016.14.4.002>
- Murillo, F. J., Almazán, A. y Martínez-Garrido, C. (2021). La elección de centro educativo en un sistema de cuasi-mercado escolar mediado por el programa de bilingüismo. *Revista Complutense de Educación*, 32(1), 89-97. <https://doi.org/10.5209/rced.68068>
- Murillo, F. J. y Carrillo, S. (2020a). Segregación escolar por nivel socioeconómico en educación secundaria en Perú y sus regiones. *Revista Peruana de Investigación Educativa*, 12, 7-32. <https://doi.org/10.34236/rpie.v12i12.130>
- Murillo, F. J. y Carrillo, S. (2020b). Una panorámica de la segregación escolar por nivel socioeconómico en educación primaria en Perú y sus regiones. *Argumentos*, 1(1), 7-31. <https://doi.org/10.46476/ra.vi1.9>
- Murillo, F. J. y Carrillo, S. (2021a). Desigualdad socioespacial y segregación escolar en la ciudad de Lima. *Revista Peruana de Investigación Educativa*, 13(15), art 2. <https://doi.org/10.34236/rpie.v13i15.362>
- Murillo, F. J. y Carrillo, S. (2021b). Incidencia de la segregación escolar por nivel socioeconómico en el rendimiento académico. Un estudio desde Perú. *Archivos Analíticos de Políticas Educativas*, 29(49), 3-11. <https://doi.org/10.14507/epaa.29.5129>
- Murillo, F. J., Duk, C. y Martínez-Garrido, C. (2018). Evolución de la segregación socioeconómica de las escuelas de América Latina. *Estudios Pedagógicos*, 44(1), 157-179. <https://doi.org/10.4067/S0718-07052018000100157>
- Murillo, F. J. y Martínez-Garrido, C. (2017). Estimación de la magnitud de la segregación escolar en América Latina. *Magis*, 9(19), 1-30. <https://doi.org/10.11144/Javeriana.m9-19.emse>
- Murillo, F. J., Martínez-Garrido, C. y Graña, R. (2020). Escuelas públicas para pobres, escuelas privadas para ricos: relación entre educación privada y segregación escolar de carácter socio-económico en América Latina. *RUNAE*, 5, 11-22.
- Oficina de Medición de la Calidad de los Aprendizajes. (2020). *Evaluación censal de estudiantes 2019*. Oficina de Medición de la Calidad de los Aprendizajes.

- Ord, J. K. y Getis, A. (1992). The analysis of spatial association. *Geographical Analysis*, 24(3), 189-206. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1992.tb00261.x>
- Ord, J. K. y Getis, A. (1995). Local spatial autocorrelation statistics: Distributional issues and an application. *Geographical Analysis*, 27(4), 286-306. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00912.x>
- Owens, A. (2018). Income Segregation between School Districts and Inequality in Students' Achievement. *Sociology of Education*, 91(1), 1-27. <https://doi.org/10.1177/0038040717741180>
- Owens, A. (2020). Unequal opportunity: School and neighborhood segregation in the USA. *Race and Social Problems*, 12(1), 29-41. <https://doi.org/10.1007/s12552-019-09274-z>
- Owens, A. y Candipan, J. (2019). Social and spatial inequalities of educational opportunity: A portrait of schools serving high- and low-income neighbourhoods in US metropolitan areas. *Urban Studies*, 56(15), 3178-3197. <https://doi.org/10.1177/0042098018815049>
- Owens, A., Reardon, S. F. y Jencks, C. (2016). Income segregation between schools and school districts. *American Educational Research Journal*, 53(4), 1159-1197. <https://doi.org/10.3102/0002831216652722>
- Palardy, G. J. (2013). High school socioeconomic segregation and student attainment. *American Educational Research Journal*, 50(4), 714-754. <https://doi.org/10.3102/0002831213481240>
- Quillian, L. (2012). Segregation and poverty concentration: The role of three segregations. *American Sociological Review*, 77(3), 354-379. <https://doi.org/10.1177/0003122412447793>
- Reardon, S. F., Kalogrides, D. y Shores, K. (2019). *The geography of racial/ethnic test score gaps 1*. Center for Education Policy Analysis.
- Reardon, S. F. y O'Sullivan, D. (2004). Measures of spatial segregation. *Sociological Methodology*, 34, 121-162. <https://doi.org/10.1111/j.0081-1750.2004.00150.x>
- Reardon, S. F. y Owens, A. (2014). 60 Years after Brown: Trends and consequences of school segregation. *Annual Review of Sociology*, 40(1), 199-218. <https://doi.org/10.1146/annurev-soc-071913-043152>
- Reardon, S. F., Yun, J. T. y Kurlaender, M. (2006). Implications of income-based school assignment policies for racial school segregation. *Educational Evaluation and Policy Analysis*, 28(1), 49-75. <https://doi.org/10.3102/01623737028001049>
- Remy, M. I. (2015). *Desigualdad territorial en el Perú. Reflexiones preliminares*. IEP Ediciones.
- Rossetti, M. (2014). *La segregación escolar como un elemento clave en la reproducción de la desigualdad*. IEP Ediciones.
- Siegel-Hawley, G. (2013). City lines, county lines, color lines: The relationship between school and housing segregation in four southern metro areas. *Teachers College Record*, 115, art. 45. <https://doi.org/10.1177/01614681131150060>
- Sternberg, K. (2018). Birds of a feather succeed together? Racial residential segregation and educational attainment. *Sociology Senior Seminar Papers*, 38, art 5.
- Stroub, K. J. y Richards, M. P. (2013). From resegregation to reintegration: trends in the racial/ethnic segregation of metropolitan public schools, 1993-2009. *American Educational Research Journal*, 50(3), 497-531. <https://doi.org/10.3102/0002831213478462>
- Taylor, C. y Gorard, S. (2001). The role of residence in school segregation: Placing the impact of parental choice in perspective. *Environment and Planning A*, 33(10), 1829-1852. <https://doi.org/10.1068/a34123>

- Taylor, K. y Frankenberg, E. (2021). Student assignment policies and racial and income segregation of schools, school attendance zones, and neighborhoods. *Educational Administration Quarterly*, 57(5), 747-775. <https://doi.org/10.1177/0013161X211024720>
- Vazquez, E. (2016). Segregación escolar por nivel socioeconómico. Midiendo el fenómeno y explorando sus determinantes. *Económica*, 62, 121-184.
- Wong, D. W. (2016). From aspatial to spatial, from global to local and individual: Are we on the right track to spatialize segregation measures? En F. Howell, J. Porter y S. Matthews (Eds.), *Recapturing space: New middle-range theory in spatial demography* (pp. pp 77-98). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-22810-5_5
- Yao, J., Wong, D. W. S., Bailey, N. y Minton, J. (2019). Spatial segregation measures: A methodological review. *Tijdschrift voor Economische en Sociale Geografie*, 110(3), 235-250. <https://doi.org/10.1111/tesg.12305>
- Zhang, C. H. y Ruther, M. (2021). Contemporary patterns and issues of school segregation and white flight in U.S. metropolitan areas: Towards spatial inquiries. *GeoJournal*, 86(3), 1511-1526. <https://doi.org/10.1007/s10708-019-10122-1>

Breve cv de los autores

Ander Alonso-Pastor

Doctorando en Desarrollo Inclusivo y Sostenible por la Universidad de Loyola Andalucía (España), Máster Universitario en Cooperación Internacional al Desarrollo por la Universidad Pontificia de Comillas (España) y licenciado en Sociología por la Universidad Pública de Navarra (España). Es docente con perfil investigador de la Universidad Antonio Ruiz de Montoya, donde coordina la Cátedra UNESCO en Políticas Educativas y la Agenda 2030 y el Observatorio de la Educación Peruana, un proyecto impulsado entre la UARM y UNESCO Perú. Dirige el grupo de investigación “Aprendizajes y actores” y es miembro del grupo de investigación “Habilidades socioemocionales en salud y educación”. También es miembro del Instituto de Investigación y Políticas Educativas (IPE) de la UARM. Ha sido acreedor del Reconocimiento al desempeño extraordinario en investigación (REDEI) 2023, así como del Premio del Concurso de Grupos de Investigación de la UARM 2023 con su grupo Aprendizajes y Actores. Email: ander.alonso@uarm.pe

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-4779-4760>

Gloria Olaya Acosta

Licenciada en Educación Inicial por la Universidad Antonio Ruiz de Montoya. Actualmente está cursando una Maestría en Evaluación y Gestión de la Calidad en Educación Superior en la Universidad Oberta de Catalunya. Es Investigadora Asociada en el Observatorio de la Educación Peruana y miembro del grupo de investigación “Aprendizajes y Actores” de la UARM. Además, se desempeña como Analista de Calidad Educativa en la Universidad Antonio Ruiz de Montoya, donde lidera la implementación de estrategias para el seguimiento de estudiantes de pregrado. Su labor incluye el diseño de estrategias destinadas a fortalecer competencias universitarias y reducir riesgos académicos. Además, cuenta con experiencia en docencia en escuela EBR, con especial énfasis en el nivel inicial, donde se ha desempeñado como profesora en escuela rural. Asimismo, en procesos de acompañamiento pedagógico. Email: golayaa@uoc.edu

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-1092-1527>

Estefanía Calmet

Graduada en Educación con especialidad ESL de la Universidad Antonio Ruiz de Montoya en Lima, Perú. Obtuvo una valiosa experiencia como instructora de ESL en dos universidades y se desempeñó como asistente de investigación en el Observatorio de Educación Peruana, participando en investigaciones sobre temas de política educativa. Actualmente, cursa una Maestría en Política y Gestión de la Educación Internacional en la Universidad de Vanderbilt en Estados Unidos (Mayo, 2024). Este programa STEM le brinda experiencia en diseño de investigación, políticas educativas y análisis de desarrollo económico y humano. Email: estefania.calmet@uarm.pe

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-4939-9182>