

EL DESEMPLEO REGIONAL EN EL ECUADOR. EL ROL DE LA HETEROGENEIDAD ESPACIAL A NIVEL CANTONAL EN EL PERIODO 2010-2022.

REGIONAL UNEMPLOYMENT IN ECUADOR: THE ROLE OF SPATIAL HETEROGENEITY AT THE CANTONAL LEVEL DURING THE PERIOD 2010–2022.

Sangurima Tenepaguay Lisseth Maribel ^{1*}, lisseth.sangurima.32@est.ucacue.edu.ec ORCID 0009-0009-7302-236X
Cabrera Barbecho Fanny Narcisa ^{2*}, fanny.cabrera16@ucuenca.edu.ec ORCID 0000-0003-0745-4921

Recibido: 02-sep-2024, Aceptado: 16-dic-2024, Publicado: 01-ene-2025

Resumen

El estudio tiene como objetivo analizar el desempleo regional en el Ecuador y el rol de la heterogeneidad espacial a nivel cantonal en el periodo 2010-2022, identificando patrones espaciales en la distribución de tasas de desempleo entre cantones y determinando los factores que explican dichas tasas. La metodología emplea un enfoque cuantitativo con diseño no experimental, desarrollándose en dos etapas: primero, un análisis de autocorrelación espacial utilizando matrices de pesos espaciales y el estadístico de Moran I para evaluar la dependencia espacial entre cantones; segundo, la aplicación de modelos econométricos espaciales incluyendo el General Nesting Spatial Model. Los resultados, basados en datos de los censos de 2010 y 2022 con 217 cantones, revelan que la ocupación en construcción afecta la tasa de desempleo solo en 2010, mientras que la densidad poblacional y urbanización son relevantes en 2022. Los modelos espaciales demuestran correlaciones significativas no capturadas por modelos tradicionales, evidenciando que el desempleo en un cantón está correlacionado con cantones vecinos. Mediante los criterios de información de Akaike y Bayesiano, se determinó que el Modelo Espacial Autorregresivo proporciona el mejor ajuste para los datos, capturando efectivamente la dependencia espacial entre cantones y sus efectos directos e indirectos en las tasas de desempleo.

Palabras clave: Desempleo, efecto derrame, punto caliente, punto frío, datos de panel espacial.

Abstract

The study aims to analyze regional unemployment in Ecuador and the role of spatial heterogeneity at the cantonal level in 2010-2022, identifying spatial patterns in the distribution of unemployment rates between cantons and determining the factors that explain these rates. The methodology uses a quantitative approach with a non-experimental design, being developed in two stages: first, a spatial autocorrelation analysis using spatial weight matrices and the Moran I statistic to evaluate the spatial dependence between cantons; second, the application of spatial econometric models, including the General Nesting Spatial Model. Based on data from the 2010 and 2022 censuses with 217 cantons, the results reveal that construction employment affects the unemployment rate only in 2010, while population density and urbanization are relevant in 2022. The spatial models demonstrate significant correlations not captured by traditional models, showing that unemployment in a canton is correlated with neighboring cantons. The Akaike and Bayesian information criteria determined that the Autoregressive Spatial Model provides the best fit for the data, effectively capturing the spatial dependence between cantons and its direct and indirect effects on unemployment rates.

Keywords: Unemployment, spillover effect, hot spot, cold spot, spatial panel data.

¹ Universidad Católica de Cuenca, Ecuador.

² Universidad de Cuenca, Ecuador.

1 Introducción

El desempleo en Ecuador es un fenómeno estructural que demuestra la poca capacidad de absorción de trabajadores que tienen los sectores productivos en Ecuador. Investigaciones previas resaltan que la falta de diversificación productiva agrava esta problemática, limitando las oportunidades de empleo (Sumba et al., 2020). Para reducir las desigualdades socioeconómicas, las políticas públicas deben enfocarse en incrementar los ingresos y el acceso al empleo promoviendo la inclusión laboral y productiva, así, el fortalecimiento de la infraestructura económica y el apoyo a sectores emergentes podrían ser clave para mitigar las tasas de desempleo (CEPAL, 2024).

Varios estudios se concentran en analizar los determinantes que inciden en las tasas de desempleo. Los trabajos realizados en torno a esta temática resumen grandes grupos de factores que explican el desempleo en categorías como a la estructura productiva y a la comercial, de distintos sectores, los factores demográficos, variables relacionadas al capital humano, entre otros. Según Tipán (2004), Kantar y Aktaş (2016) y Chávez y Rodríguez (2023), los individuos empleados en sectores como agricultura, industrias extractivistas y manufacturas presentan una mayor probabilidad de desempleo, esta tendencia refleja desafíos estructurales y coyunturales en estos sectores, que a menudo enfrentan fluctuaciones económicas y cambios tecnológicos disruptivos.

Por otro lado, investigaciones realizadas por Tipán (2004), Cuesta (2014), Alvarez et. al, (2021), Siddiqa (2021) destacan que las minorías como mujeres y ciudadanos de etnias indígenas, afroamericanos o montubios son quienes tienen mayor probabilidad de formar parte de las estadísticas de desempleo, lo que puede subrayar desigualdades persistentes en el acceso al empleo. En contraste, aquellos con educación universitaria superior tienden a experimentar inferiores tasas de desempleo.

A nivel regional, se ha observado que una mayor densidad poblacional puede asociarse con una disminución en el desempleo, posiblemente debido a una mayor diversidad de oportunidades laborales y dinámicas de mercado más robustas en áreas densamente pobladas (Siddiqa, 2021). Aunque existen múltiples estudios que abordan el desempleo a nivel nacional, muchos de estos análisis no se enfocan en capturar las variaciones regionales significativas. Según Álvarez et al., (2021), destacan que el desempleo ha sido objeto de numerosos estudios, debates e informes que hasta la fecha no se ha dado solución por lo que el componente espacial entre cantones resulta transcendental al momento de realizar un análisis para estudiar la dinámica del mercado laboral y sus determinantes, que, las diferencias regionales, influenciadas por una variedad de factores económicos y socioculturales, permanecen ocultas en los análisis que no segmentan los datos a niveles más desagregados. El desempleo en Ecuador representa un problema estructural profundo, evidenciando la incapacidad de los sectores productivos para absorber efectivamente la fuerza laboral disponible. A pesar de los esfuerzos para diversificar la economía y promover el desarrollo en diversos sectores, la creación de empleo sigue siendo un reto, especialmente en áreas como la agricultura, la manufactura y las industrias extractivas, que son susceptibles a fluctuaciones económicas y avances tecnológicos disruptivos. Esta problemática es particularmente grave entre grupos como las mujeres, indígenas y afrodescendientes, que enfrentan mayores barreras socioeconómicas y, por ende, mayores tasas de desempleo (Tulcanaza-Prieto et al., 2023).

Adicionalmente, la considerable variabilidad regional entre cantones y las interdependencias espaciales entre ellos indican que los análisis convencionales, que no incorporan factores espaciales, no pueden captar plenamente las dinámicas del desempleo en el país. Las interrogantes que busca responder esta investigación son: ¿Existen patrones espaciales en la distribución de las tasas de desempleo entre cantones? y ¿Cuáles son los determinantes que explican dichas tasas en los años 2010 y 2022? Además, se busca analizar ¿Cómo han cambiado las agrupaciones de cantones con altas y bajas tasas de desempleo en este período?, considerando los efectos de eventos como la crisis económica y la pandemia del COVID-19. Por último, se buscan los factores que contribuyen a la formación de clústeres de desempleo en diferentes regiones del país, como la Costa, la Sierra y la Amazonía.

Es por ello que, en línea con las preguntas planteadas en este documento, el mismo tiene como objetivo analizar el desempleo regional en el Ecuador y el rol de la heterogeneidad espacial a nivel cantonal en el periodo 2010-2022, es decir identificar si existen patrones espaciales en la distribución de las tasas de desempleo entre los cantones de Ecuador. En segundo lugar, se busca determinar los factores que explican dichas tasas en los años 2010 y 2022. Un tercer objetivo es analizar cómo han cambiado las agrupaciones de cantones con altas y bajas tasas de desempleo durante este período, considerando los efectos de eventos como la crisis económica y la pandemia del COVID-19. Finalmente, se pretende identificar los factores que contribuyen a la formación de clústeres de desempleo en distintas regiones del país, como la Costa, la Sierra y la Amazonía.

Los factores que influyen en el nivel de desempleo en Ecuador, prestando especial atención en la variabilidad espacial entre los cantones durante los años 2010 y 2022. Además, se busca evidenciar la presencia de efectos de derrame en las tasas de desempleo a nivel cantonal. Para alcanzar estos objetivos, se emplean datos obtenidos a partir de los censos de 2010 y 2022 utilizando técnicas de análisis de datos de cohorte transversal y panel, incluyendo componentes espaciales. Según (Ulloa, Valencia, Morales, 2018), la aplicación de modelos espaciales permite incorporar efectos espaciales que capturan las interdependencias entre las unidades geográficas. Las variables seleccionadas para este estudio incluyen la condición de empleo, la estructura de comercio y producción, así como los elementos sociodemográficos y el capital humano, basándose en teorías pertinentes y evidencia empírica.

Este estudio examina los factores que inciden en el nivel de desempleo desde un enfoque espacial, destacando tanto los efectos directos como los indirectos no solo en el cantón en análisis, sino también en los cantones circundantes. A través de este enfoque, se busca identificar cómo las dinámicas laborales en un cantón pueden influir en su entorno geográfico, generando un impacto que trasciende sus límites administrativos. Además, se profundiza en la evolución del desempleo a una escala regional dentro de Ecuador, cubriendo un periodo temporal significativo que permite observar las transformaciones en el mercado laboral y su vinculación con aspectos sociales y económicos. La comparación entre los datos del censo poblacional del 2022 y el censo del 2010 proporciona una base sólida para la evaluación de estos cambios, revelando tendencias y patrones que son esenciales para la formulación de políticas públicas efectivas.

La necesidad de llevar a cabo estos estudios radica en que los modelos espaciales capturan la interdependencia entre los cantones, revelando efectos de derrame en el desempleo que los modelos tradicionales no pueden detectar. Estos modelos mejoran la precisión de las estimaciones al considerar la autocorrelación y los errores espaciales, evitando así sesgos y subestimaciones. Además, permiten identificar clusters de desempleo y desigualdades regionales, proporcionando una base sólida para la formulación de políticas públicas más efectivas y coordinadas a nivel regional. Al comparar los censos de 2010 y 2022, estos modelos ofrecen una visión clara de cómo han evolucionado las dinámicas del desempleo en el espacio y el tiempo, lo cual es esencial para diseñar estrategias que mitiguen las disparidades territoriales y fomenten el desarrollo equitativo.

La razón de ser de este trabajo radica en la necesidad de comprender los patrones espaciales del desempleo en Ecuador y sus determinantes, con el fin de identificar cómo las dinámicas laborales en los cantones están influenciadas por factores económicos, sociales y demográficos, tanto a nivel local como regional.

En línea con la propuesta de Cardozo Rincón, (2014), quien aboga por la revisión continua y la actualización de la investigación científica, este trabajo adopta un enfoque dinámico que integra nuevas evidencias empíricas, permitiendo así una comprensión más precisa de los desafíos actuales del desempleo a nivel cantonal y regional. La investigación actualizada y contextualizada en este marco se convierte en una herramienta clave para la toma de decisiones informadas en el ámbito laboral y económico del país. Por ejemplo, en el contexto del desempleo a nivel cantonal, la información del censo de 2010 puede haber sido útil para tomar decisiones en esa década, pero hoy en día, los patrones de migración, las variaciones en la estructura del empleo, los avances tecnológicos y las transformaciones en el tejido económico local pueden haber cambiado significativamente. Al actualizar las investigaciones con datos más recientes, como los proporcionados por el censo de 2022, se obtiene una visión más clara y precisa de las necesidades actuales y futuras del mercado laboral.

El estudio se organiza en varios segmentos, el tercer segmento incluye un chequeo antecedente del desempleo en Ecuador y de estudios recientes. La cuarta apartado, describe el método aplicado. Además, las secciones cinco y seis presentan respectivamente, los resultados obtenidos, así como la formulación de las conclusiones, recomendaciones y propuestas para futuros estudios.

2 Marco teórico

El análisis del sistema económico es complejo por su naturaleza multifacética que abarca a los agentes económicos, los factores de producción, a los bienes y servicios producidos. Los elementos económicos operan dentro de este sistema, empleando recursos como la tierra, el trabajo y el capital para cubrir sus necesidades mediante la generación de productos y prestaciones (Olivera, 2016).

Los sistemas se desarrollan en cada territorio con características diferentes, lo que contribuye a la heterogeneidad que impacta el desarrollo de carácter económico y social de las áreas. Autores como Di Filippo y Jadue e Infante (2011) explican

que esta heterogeneidad territorial e intraterritorial es común evidenciar a nivel de América Latina. En este marco, las unidades intraterritoriales (entiéndase como provincias o cantones) tienen también un sesgo de tecnificación y especialización diferenciando a unidades (provincias o cantones) ganadoras de perdedoras. La heterogeneidad estructural se traduce en desiguales niveles de crecimiento y productividad entre sectores e industrias, a su vez la poca productividad influye en el nivel y calidad de empleo que generan estos sectores (Infante, 2011). En un contexto micro, cuando existen sectores económicos en crecimiento, atraen fuerza laboral de otros sectores o zonas. Los sectores económicos absorben la fuerza laboral, No obstante, la insuficiente inversión y el retraso en el progreso tecnológico restringen la capacidad para crear empleo (Bielschowsky, 2009). Es decir, la fuerza laboral disponible no es completamente integrada en los sectores económicos. No es totalmente absorbida por lo sectores económicos, lo que resulta en desempleo (Bielschowsky, 2009).

La heterogeneidad entre sectores es bastante común, por lo que se esperaría que la productividad entre sectores sea mucho más dispersa, sin embargo, la productividad dentro de los sectores económicos también puede ser heterogénea con oportunidades de crecimiento diferentes que genera desigualdades en el ámbito del empleo, considerando los salarios y escenarios de empleo. La heterogeneidad intersectorial permite distinguir dentro de un sector económico o de producción una marcada diferencia entre los sectores que se caracterizan por una producción tecnológica y los sectores que todavía manejan prácticas tradicionales (Chávez Rodríguez, 2023).

Estudios como de Córdova (2018) y Ulloa et al., (2018) confirman que el mercado laboral ecuatoriano es heterogéneo en su estructura productiva, estas investigaciones han identificado los sectores económicos con mayores niveles de rendimiento incluyen la explotación de canteras y minas, el abastecimiento de servicios eléctricos y de recursos hídricos, los movimientos financieros y de seguros, así como otros servicios. Ulloa et al., (2018) señala que más del 60 % de la productividad de la economía proviene de sectores de productividad reducida, mientras que los sectores con alta productividad contribuyen con menos del 12 %. Chávez y Rodríguez (2023) afirman que los sectores de productividad reducida acaparan gran parte del empleo; por ejemplo, el sector agrícola (sector de baja productividad) concentra cerca del 28 % del empleo y el cuarto en la lista, el comercio, concentra cerca del 19 % del empleo. Los aportes Ibujés y Benavides (2017) y Jiménez (2023) comprueban que los sectores más productivos, no necesariamente generan más empleo, mientras que si hacen los sectores menos productivos.

Es importante resaltar la funcione de la productividad según Jiménez (2023) demuestra que, en los sectores manufactureros y educativos, la adopción de tecnología motiva el desplazamiento de trabajadores, porque la tecnología es más valorada para incrementar la productividad. Con base en lo establecido anteriormente y reconociendo que la heterogeneidad es producto de las circunstancias pasadas de la transformación del campo laboral, se llega a un término que se convierte en el núcleo de esta investigación, el desempleo.

Estudios realizados por Lottmann (2012), Aragón et al., (2005), Buendía Sánchez (2013), Kantar y Aktaş (2016), Bradley et al., (2020), Alvarez et al., (2021) analizan el fenómeno del desempleo, identificando muchos otros factores que pueden explicarlo. Estos incluyen, la estructura productiva, factores macroeconómicos y comercial, además de elementos demográficas y de capital humano, migratorios y regionales.

Lottmann (2012), examina los factores que explican las variaciones regionales en del desempleo en Alemania, señalando que la tasa de desempleo se encuentra interrelacionada entre diferentes regiones. Entre los factores clave incluyen el crecimiento del empleo, la proporción de trabajadores en los sectores de la industria y de construcción; así como la cantidad de jóvenes, personas mayores, y empleados sin formación. A su vez, Buendía Sánchez (2013), en su análisis sobre la distribución del desempleo en España, descubre que las tasas de desempleo varían considerablemente entre provincias, con una tendencia creciente hacia la polarización y dependencia, y que estas tasas están influenciadas por las características de las provincias aledañas específicas.

Las conclusiones de Kantar y Aktaş (2016) señalan que, el insuficiente desarrollo de la agricultura está vinculado al desplazamiento de esta fuerza de trabajo a otras ramas y que la tecnología termina por disminuir la demanda de fuerza de trabajo, por lo que, en este sector las tasas de desempleo son mucho mayores. Esta conclusión está en línea con lo establecido por Chávez y Rodríguez (2023), ya que este contexto, el sector agrícola se clasifica como un sector tradicional. En un inicio este sector abarca gran cantidad de la población, sin embargo, en la actualidad se observa que la gran cantidad migra a otros sectores más productivos. Tipán (2004) evalúa el efecto que tiene sobre el desempleo las variables: rama de actividad primaria, la ocupación principal, el tamaño de la empresa y la situación del trabajador como permanente u ocasional. De

acuerdo con los resultados, los efectos de las ramas de actividad en industrias extractivistas y manufacturas son significativos, demostrando que es más probable estar desempleado al trabajar en estos sectores. Por contraste, Bradley et al. (2020), efectuaron un análisis en Italia, España y Reino Unido, donde encontraron que una fuerza laboral empleada en la industria y la construcción tiende a reducir el desempleo.

Por otro lado, Cuesta (2014) analiza la probabilidad de una persona que esta empleada o no de acuerdo con las variables: edad, sexo, una variable que relaciona el sexo y edad, nivel de instrucción, grupo de educación, variable de interacción entre estado civil y sexo, grupo de ocupación. Los resultados se exponen por cada año, desde el 2007 hasta el 2014, en todos los años la edad y el nivel de instrucción son significativos, las personas con edades entre 10 y 30 y las personas con instrucción inferior a la primaria son las que tienen mayor probabilidad de estar desempleadas. Las personas menos propensas al desempleo son aquellas que tienen una instrucción superior universitaria. En relación, Tipán (2004) indica que: el desempleo es inferior para profesionales y científicos y profesionales de nivel medio, por otro lado, los trabajadores no cualificados son propensos al desempleo. Los resultados también indican que las mujeres tienen más probabilidad de encontrarse sin trabajo, las variables relacionadas con la edad y la residencia no muestran un impacto significativo, y se verifica que las mujeres deberían tener más años de formación para alcanzar las mismas oportunidades laborales que los hombres.

Alvarez et al., (2021) en su estudio sobre desempleo regional en el Ecuador realiza un análisis espacial de las determinantes del desempleo utilizando el modelo general de anidamiento espacial. Entre las variables independientes consideradas en la investigación se incluyen diversas variables económicas, como la Población Económicamente Activa, índices de especialización y localización. Dentro de las variables sociodemográficas se encuentran: rango de edad, porcentaje de mujeres en la fuerza laboral, analfabetismo, educación, tasa de urbanización, tasa de migración. A diferencia de lo que indica Siddiqi (2021), la densidad poblacional en este caso está asociada con una reducción en el índice de desempleo. Finalmente, consistente con las particulares desigualdades presentes en la mayoría de los territorios latinoamericanos, las minorías como mujeres y ciudadanos pertenecientes a etnias indígenas, afroamericanos o montubios son quienes probablemente formen en su mayoría parte de las estadísticas de desempleo (Alvarez, Largo, Mendoza, 2021). Por otro lado, Aragón et al. (2005) analiza el patrón de desempleo en Francia, específicamente en la región de los Pirineos, revelando que los índices de desempleo son elevados específicamente en zonas urbanas.

En cuanto al método de investigación utilizado en estudios anteriores podemos citar a Kantar y Aktaş (2016), Álvarez et al., (2021) y Fauzi et al. (2023), quienes crean matrices de pesos espaciales, “Índice de Moran” de investigar la autocorrelación espacial, el desempleo en Turquía, Ecuador e Indonesia respectivamente. Estos estudios revelan que la dependencia espacial significa que la tasa de desocupación en una provincia o departamento afectan las tasas de desempleo en áreas aledañas, y viceversa, debido a las características inherentes. Navarro (2015), Siddiqi (2021), Alvarez et al., (2021) y Fauzi et al. (2023), llevan su estudio más lejos y añaden al cálculo del índice de Moran modelos de anidamiento espacial, que son modelos de corte de transversal o de panel que consideran dentro de su estimación una matriz de pesos que permite incluir en el modelo el efecto de la dependencia espacial. Estas especificaciones se revisarán a detalle dentro del apartado donde se analiza la metodología empleada dentro de este estudio.

3 Metodología

Para determinar los factores que contribuyen al desempleo, el estudio presenta un enfoque cuantitativo al utilizar datos e información que permite relacionar variables o fenómenos en busca de resultados que den respuesta a una hipótesis. La investigación tiene un componente estadístico, tanto descriptivo como inferencial, pues analiza la relación entre variables, las tendencias, correlación y determina su significancia dentro de un modelo econométrico (Cárdenas, 2018).

El diseño de investigación se basa en analizar el fenómeno del desempleo en su contexto real a nivel cantonal, es decir, sin la intervención directa del investigador sobre las variables, por lo que se configura una investigación de tipo no experimental, la cual permite establecer una conexión coherente entre los métodos teórico, empírico y estadístico de modo que la investigación tenga sentido completo.

3.1 Datos

Los factores que influyen en el desempleo, se analizan los cantones de Ecuador como unidad de estudio. Los datos utilizados proceden de fuentes secundarias, específicamente del Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (INEC) correspondiente a los años 2010 y 2022.

Las variables han sido contempladas de acuerdo con la evidencia empírica, para el establecimiento de modelos econométricos establecidos en la siguiente sección. Las variables seleccionadas para el modelo tienen como origen de análisis literatura metódico, proyecta la importancia de tres categorías principales: la estructura comercial y productiva, sus elementos demográficos y de capital humano. Los datos se caracterizan por una estructura longitudinal. Hay que considerar que, en la base de datos del 2010 constan 217 cantones (incluyendo zonas no delimitadas) y en el 2022 constan 218 cantones, por lo que, para realizar un análisis correcto se homogeniza la base de datos 2022 a la del año 2010. En relación, se debe también indicar que dentro del estudio no constan los cantones que pertenecen a la región insular o Galápagos por ser islas y no tener contigüidad espacial. Por último, se debe señalar que, los datos de todas las variables son de tipo numérico y con decimales, los cuales se encuentran estandarizadas en valores proporcionales entre 0 y 1. A continuación se puede apreciar (Tabla 1) se exponen los factores que serán consideración en esta investigación, la abreviatura con la cual se identifica a cada una de ellas y la descripción correspondiente:

Tabla 1. Detalle de variables incluidas.

Variable	Detalle
Variable Explicada	
Tasa de desempleo (DESEM)	Proporción de individuos mayores de 15 años en situación de desempleo en relación con la Población Económicamente Activa (PEA).
Variables Explicativas	
Índice de Densidad poblacional (DENSI)	Relación de la densidad de la población del área, densidad poblacional total.
Personas en entre 15 25 años (PEAJOVEN)	Porcentaje de jóvenes de 15 y 25 años con relación de la PEA total.
Personas que poseen título de cuarto nivel (DOCTOR)	Proporción de individuos con título de cuarto nivel dentro de la PEA en relación con la PEA total.
Tasa de urbanización (URB)	Porcentaje de habitantes urbanos en relación con el conjunto de la población
Adultos entre 50 a 65 años (PEAMAYOR)	Porcentaje de adultos mayores de 50 a 65 años que integran la PAE en relación al PAE total.
Participación femenina en el mercado laboral (FEM)	Proporción de mujeres dentro de la PEA con relación con la PEA total.
Analfabetismo comprendido entre 15 a 49 años (ANALF).	Proporción de individuos de 15 a 49 años que son analfabetos, con relación de la población total de ese rango de edad.
Personas que son bachilleres (BACHILL).	Proporción de individuos con educación secundaria completa dentro de la PEA en relación con la PEA total.
Personas con un título universitario (UNIVER)	Proporción de personas con título universitario dentro de la PEA en relación con la PEA total.
Comercio al por mayor e inferior (COMERC)	Proporción de personas empleadas en el comercio al por mayor y por menor, en relación con la PEA.
Industria manufacturera. (INDUTR)	Proporción de personas empleadas en la industria manufacturera, en relación con la PEA.
Agricultura, silvicultura y pesca (AGRICS)	Proporción de personas empleadas en agricultura, silvicultura y pesca, en relación con la PEA.

Fuente: – Alvarez, et. al, (2021) Elaborado por: El autor

3.2 Estrategia Empírica

La investigación se ejecuta en dos fases. La primera examina si la tasa la desocupación de un cantón la situación en cantones aledaños y si se pueden identificar agrupaciones de desempleo con tasas altas o bajas entre los cantones. En la segunda fase, analiza la influencia en la tasa de desempleo y se evalúa como las variables independientes influyen en la desocupación.

3.3 Primera etapa: Autocorrelación espacial

En esta fase, se define una matriz de pesos espaciales basada en la distancia entre cantones, para determinar si existe o no dependencia espacial utilizando el estadístico de Moran I. Se investiga el nivel de desempleo de un cantón de influenciada por

el nivel de desempleo de los cantones aledaños (Moran I Global), y, se examinan patrones de agrupamiento entre cantones con altas o bajas tasas de desempleo (Moran I Local). Este análisis se fundamenta en la evidencia empírica desarrollada por Baronio (2012), quien subraya la necesidad de especificar una matriz de pesos espaciales del análisis espacial. Esta estructura emplea dos criterios fundamentales de vecindad: la contigüidad física y la distancia. El primer criterio responde a la identificación de quienes son y la segunda es más específica al tener como dato la distancia de cada una. De manera similar, Kantar y Aktaş (2016), en su análisis “Spatial correlation analysis of unemployment rates in Turkey”, utiliza “Matriz de pesos espaciales”, bajo la premisa de la reina, para identificar la relación entre las distintas unidades espaciales y con ello aplicar el índice de Moran, el cual, indica si existe o no dependencia espacial.

3.4 Segunda etapa: Determinantes del desempleo

Los datos se caracterizan por una estructura longitudinal, la ecuación utilizada para el análisis se detalla a continuación:

$$\begin{aligned} Desempleo_{it} = & \beta_0 + \mu\beta_1 AGRICS_{it} + \beta_2 COMERC_{it} + \beta_3 INDUST_{it} + \\ & \beta_4 CONSTR_{it} + \beta_5 DENS_{it} + \beta_6 PEAJOVEN_{it} + \beta_7 PEAMAYOR_{it} + \beta_8 FEM_{it} + \\ & \beta_9 ANALF_{it} + \beta_{10} BACHILL_{it} + \beta_{11} UNIVER_{it} + \beta_{12} DOCTOR_{it} + \beta_{13} URB_{it} + \mu_i + \alpha_t + \varepsilon_{it} \\ & i = 1, \dots, n, t = 1, \dots, T. \end{aligned}$$

La primera se describe la conexión del nivel de desocupación y un conjunto de variables de carácter explicativas, en las cuales la variable de tipo dependiente es la tasa de desempleo de cada cantón representado por (i) en el período t. Se incluyen diversas variables descriptivas, cuyas denominaciones fueron especificadas anteriormente (ver Tabla 1). Los parámetros $\beta_{s=0,1,\dots,13}$; hacen referencia a los coeficientes de evaluar, β_0 representa el intercepto y ε_{it} es el error del modelo, Además μ_i indica los efectos particulares de cada cantón y α_t indica los efectos temporales (Alvarez, Largo, & Mendoza, 2021).

En este sentido los datos de panel se pueden expresar con la siguiente formula:

$$y_{it} = X_{it}\beta + \mu_{it}$$

La Ecuación 2 se utiliza para ajustar los datos y registran las conexiones entre individuos (i), cantones y tiempo (t) para los años 2010 y 2022. En relación, Anselin Hudak (1992) señalaron que los cálculos realizadas con los datos panel utilizando mínimos cuadrados ordinarios (MCO) no son idóneas para modelos con efectos espaciales debido a la autocorrelación en los errores espaciales; el estimador sigue siendo insesgado, pero la dificultad surge por la autocorrelación de los errores espaciales.: pese a que el estimador sigue sin sesgo, sino que también se vuelve inconsistente, lo que es un mínimo necesario para que sea un estimador efectivo. Por lo tanto, es recomendable el uso de la técnica de máxima verosimilitud para resolver este problema.

Otro aspecto importante a considerar en esta investigación, dado que se trabaja en dos periodos de tiempo, es la selección de un modelo de panel estático, debido a las limitaciones de contar solo con dos censos. Esta limitación impide capturar la variabilidad de ciertas variables explicativas, lo que hace que un buen modelo econométrico dinámico no sea apropiado en este caso. Por ello, se sigue la estructura sigue la configuración del modelo espacial propuesto por Elhorst (2014), basado en "General Nesting Spatial Model"(GNS) el caso de datos de panel, el modelo se detalla a continuación:

$$\begin{aligned} y_{it} = & \rho W y_{it} + X_{it}\beta + \gamma W X_{it} + \mu_{it} \\ \mu_{it} = & \lambda W \mu_{it} + \varepsilon_{it} \\ & t = 1, \dots, T \\ & i = 1, \dots, N \end{aligned}$$

Dónde:

- y_{it} = Vector (N*1) que consta de una observación (variable dependiente) para cada unidad en la muestra (i=1,...,N) en el momento t (t=1,...,T)
- W = Matriz (N*N) de ponderaciones, no estocástica.
- ρ = Parámetro autorregresivo muestra la intensidad de autocorrelación espacial.
- $W y_{it}$ = influencia de efectos secundarios.

- X_{it} = matriz (N*K) de variables explicativas exógenas en el tiempo t asociadas al vector (K*1) .
- γ = coeficiente espacial de los regresores exógenos (WXt).
- λ = coeficiente de autocorrelación espacial de Wut es el efecto promedio de los shocks externos.
- ϵ_{it} = término de error.
- μ_{it} = vector (N*1) que representa efectos espaciales y temporales específicos.

El modelo GNS, permite trabajar con una gran variedad de modelos . Elhorst (2014) ha referencia que los modelos con mayor recurrencia son: Spatial Durbin Model (SDM), Spatial Autoregressive model (SAR), Spatial Error Model (SEM), Spatial Autoregressive with Spatially 0Autocorrelated Errors model (SAC) o el Generalised Spatial Random Effects model (GSPRE), esta herramienta metodológica es utilizada en las investigaciones realizadas por Mehmet (2017) y Alvarez et al., (2021).

El modelo realiza un mejor ajuste de datos se determina según los valores de los parámetros espaciales: γ, λ, ρ . Estos parámetros, son cruciales para optimizar la precisión del modelo al momento de analizar las relaciones espaciales existentes. En cuanto a sus efectos inobservados del error μ_{it} , pueden ser fijos o aleatorios, lo cual puede determinarse mediante el test de Hausman.

Con el fin de probar la robustez en los coeficientes estimados, a más de la modelación espacial, se realizan un par de estimaciones de corte transversal para 2010 y 2022, así como, datos en panel sin influencia espaciales: Efectos Fijos, Pooled, y Efectos Aleatorios. En cuanto la elegibilidad de modelos, se evalúa mediante los supuestos: Hausman , Breusch y Pagan y la prueba F restrictiva. Modelos espaciales se testean con la prueba de Hausman de efectos fijos, y mediante los criterios de información Akaike (AIC), y Bayesiano (BIC).

Realiza la prueba de un efecto spillover entre cantones mediante el análisis planteado por Elhorst (2014), el cual se basa en el parámetro estimado , rho. Este parámetro, muestra como la variable dependiente de un cantón (tasa de desempleo) afecta a los cantones aledaños. Además, se incluye el análisis realizado por LeSage Pace (2009) que analiza los impactos que pueden generar aumentos o reducciones de la variable explicativa “x”, los mismos pueden ser:

- **Directo** Influencia de la variable independiente “x” sobre la variable dependiente “y” de cada cantón,
- **Indirecto** Si el aumento/reducción de la variable explicativa “x” del estado vecino j afecta positiva o negativamente la variable dependiente “y” del cantón i).
- **Efecto total** Constituye la suma del efecto directo e indirecto.

4 Resultados

En esta sección se detallan aspectos relacionados con las tasas de desempleo cantonal utilizando técnicas de análisis espacial y econometría espacial, con medidas de autocorrelación espacial global y local, que permiten comprender si existen patrones geográficos de dependencia en las tasas de desempleo. Además, se utilizan estimaciones transversales y datos de panel para identificar los determinantes del desempleo. Así también, dentro de esta sección se realiza la estimación de los efectos indirectos, es decir, la influencia que tienen las variables explicativas el nivel en el nivel de desempleo de un cantón con sus cantones aledaños.

Cabe mencionar que los cantones pertenecientes a la región insular no son incluidos, debido a que la definición de la vecindad entre islas es compleja, y las medidas de distancia tradicionales pueden no ser apropiadas. Adicionalmente la heterogeneidad espacial de las islas y los efectos de borde también complican el análisis (Zangger, 2019).

El nivel de desocupación cantonal muestra un incremento del 2010 al 2022. En el año 2010, el nivel de desocupación fue de 4.1 %, mientras que, para el año 2022 el nivel de la desocupación promedio incrementa al 15.6 %. Este aumento del nivel de desocupación podría relacionarse con un deterioro del mercado laboral del período de estudio, lo cual podría atribuirse a la crisis económica a nivel internacional, disminución en los precios de los insumos básicos de las materias primas o a la recesión provocada por el COVID 19.

4.1 Análisis espacial y conglomerados

4.1.1 Dependencia espacial entre cantones

Con el fin de comprender la distribución del nivel de desocupación cantonal, se aplica la evaluación de Autocorrelación Espacial Global, este estadístico ayuda a conocer si el nivel de desocupación en un cantón está influenciado por el nivel de

desocupación de la tasa de desempleo en cantones adyacentes. Así también, permite identificar si los cantones con altas o bajas el nivel de desocupación tiende a agruparse con cantones con tasas de desempleo similares.

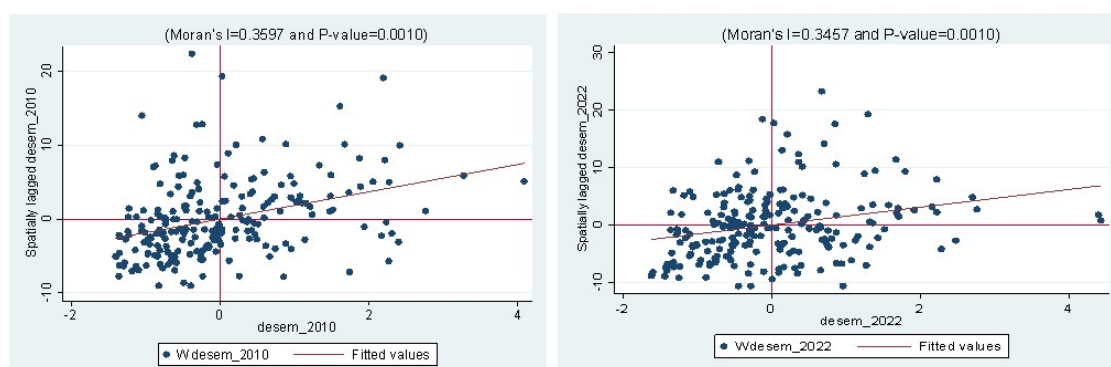
Tabla 2. Medidas de autocorrelación Global.

Año	2010	2022
Medidas de autocorrelación	Estadístico	Estadístico
Moran's I	0.360***	0.346***

Fuente: Base de datos de los Censos de Población y Vivienda 2010 y 2022. Elaborado por: El autor

La Tabla 2, presenta el estadístico: (I de Moran) global, que determinan que, la autocorrelación espacial es significativa estadísticamente con una significancia del 5 %, por lo tanto, se evidencia que existe autocorrelación espacial positiva, donde los valores de la tasa de desempleo son similares, es decir, es decir, la cercanía entre cantones determina la tasa de desempleo en cada localidad, lo cual denota una agrupación ya sea de cantones con el nivel de desocupación altas o cantones con el nivel de desocupación bajas.

Figura. 1. Gráfica de dispersión – Autocorrelación Espacial, (I de Moran) 2010 y 2022

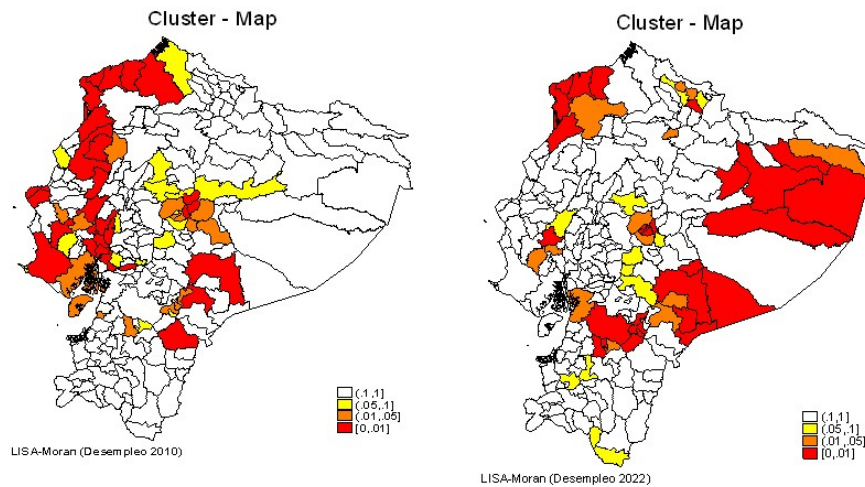


Fuente: Base de Datos de los Censos de Población y Vivienda 2010 y 2022. Elaborado por: El Autor

La figura 1, presenta la gráfica de dispersión espacial de Moran's I, el cual ayuda a comprender la correlación entre el nivel de desocupación de un cantón específico y sus cantones aledaños. En los diagramas, las cifras normalizadas de la tasa de desempleo en cada cantón se representan en cada eje de coordenadas, mientras que valores de los cantones vecinos (rezago espacial) en el eje de las ordenadas. La mayor parte de los cantones se encuentran en los cuadrantes I y III, en concordancia con el estadístico del índice de Moran . Estos resultados indican que, los cantones con mayor nivel desocupación están rodeados por cantones que tienen el mismo compartimento de desempleo elevado, y los cantones que tienen tasas de empleo más bajos están rodeados por cantones aledaños con un bajo valor.

4.1.2 Conglomerados del comportamiento del desempleo

Con el fin de identificar clúster entre cantones con tasas de desempleo similares, se analiza la diferencia local de autocorrelación espacial (LISA). Este contraste utiliza el estadístico I de Moran Local, que calcula un I de Moran para cada cantón. Con estos valores de la contribución de cada cantón, a la vez ayuda a entender qué cantones son diferentes o iguales que los cantones aledaños y los patrones de agrupamiento o formación de clústers de desempleo.

Figura. 2. Mapas clúster LISA Moran 2010 y 2022

Fuente: Base de Datos de los Censos de Población y Vivienda 2010 y 2022. **Elaborado por:** El Autor

Al revisar la figura 2, los mapas muestran los clústers de desempleo a través del análisis LISA. Se puede ver que, los clústers de cantones con altas tasas de desempleo (puntos calientes) en 2010 están ubicados en áreas costeras, los cuales han ido disminuyendo de 2010 a 2022, mientras que, al 2022 los puntos calientes se ubican mayoritariamente en la Amazonía. Este notable cambio podría deberse a que en la región Amazónica existe una inferior diversidad de actividades económicas e inferior desarrollo del sector industrial, en comparación con la región Costa, lo cual dificulta las oportunidades de conseguir empleo. Además, las instalaciones comerciales, servicios y sistemas básicos que facilitan las actividades económicas podrían no haberse desarrollado al mismo ritmo que las de la región Costa, generando mayores tasas de desempleo para el año 2022.

De igual manera, en la región Sierra en el año 2010 se observaron algunos clústers con bajas tasas de desempleo (puntos fríos) que también aumentaron de un periodo a otro. Esto produce un modelo que identifica la distribución espacial de desempleo en el país.

4.1.3 Determinantes del desempleo

Una vez identificada la existencia de dependencia espacial entre cantones respecto al desempleo, es importante encontrar los determinantes que explican el desempleo a nivel cantonal. Como se mencionó en la Tabla 1, la variable desempleo se mide en porcentaje es por ello que la interpretación de los coeficientes refleja en cambio en puntos porcentuales en la tasa de desempleo dado un cambio en una unidad en las variables independientes (medida en proporciones).

Es importante mencionar que los modelos espaciales como SAR (Spatial Autoregressive), SEM (Spatial Error Model) y SDM (Spatial Durbin Model) pueden abordar indirectamente el problema de la heterocedasticidad al capturar la dependencia espacial entre observaciones. El modelo SAR incluye un término autorregresivo espacial que puede reducir la heterocedasticidad si esta es consecuencia de correlaciones espaciales no modeladas, mientras que el SEM modela errores espaciales correlacionados que también pueden ayudar a mitigar este problema. El SDM, al incluir términos espaciales para las variables explicativas y los errores, ofrece una modelación más completa de las interacciones espaciales, lo que puede reducir la heterocedasticidad derivada de la estructura espacial.

La Tabla 3-4, presenta cifras de estimación econométrica de los modelos transversales para el año 2010 y 2022, modelos de datos de panel: combinados, de modelos de efectos fijos, efectos aleatorios y modelos espaciales de datos longitudinales:

Tabla 3. Determinantes del desempleo

Variable	CORTE TRANSVERSAL					GSPRE	SAC	SEM	SAR	SDM			
	2010 (1)	2022 (2)	POOLED (3)	EFFECTOS Fijos (4)	EFFECTOS ALEATORIOS (5)	Efectos Aleatorios (6)	Efectos Fijos (7)	Efectos Fijos Aleatorios (8)	Efectos Aleatorios (9)	Efectos Fijos (10)	Efectos Aleatorios (11)	Efectos Fijos (12)	Efectos Aleatorios (13)
AGRICS	-0.125*** (0.026)	-0.05*** (0.02)	0.0365*** (0.011)	0.0315** (0.015)	0.036*** (0.011)	0.033*** (0.011)	-0.021 (0.043)	-0.084 (0.057)	0.034*** (0.003)	-0.178*** (0.065)	-0.005 (0.017)	0.028 (0.03)	0.024* (0.013)
COMERC	-0.066 (0.053)		0.065** (0.021)	0.0651*** (0.0245)	0.065*** (0.02)	0.041*** (0.018)	0.008 (0.046)	-0.096 (0.066)	0.041** (0.02)	-0.233*** (0.076)	-0.089** (0.038)	-0.003 (0.003)	0.006 (0.02)
INDUSTR	-0.111*** (0.026)	-0.04*** (0.014)	-0.015** (0.009)	-0.0213 (0.0128)	-0.0163* (0.009)	-0.003 (0.009)	-0.038 (0.028)	-0.077** (0.035)	-0.002 (0.008)	-0.09*** (0.039)	0.005 (0.016)	0.009 (0.017)	0.005 (0.008)
CONSTRU	-0.112** (0.048)	-0.016 (0.016)	0.024*** (0.008)	0.0251* (0.013)	0.0246*** (0.008)	0.036*** (0.01)	-0.002 (0.019)	-0.008 (0.025)	0.036*** (0.01)	-0.041 (0.03)	0.038** (0.018)	0.058*** (0.017)	0.044*** (0.011)
DENS	0.000001 (0.000002)	0.000008* (0.000004)	0.00001* (0.000006)	0.00002** (0.000006)	0.000014** (0.000006)	0.00001*** (0.000003)	0.00002*** (0.00001)	0.00002*** (0.00001)	0.00001*** (0.000003)	0.000001 (0.00001)	0.00004** (0.00002)	0.00001 (0.00001)	0.00002*** (0.000005)
PEAJOVEN	-0.2702*** (0.049)	1.24*** (0.247)	0.33*** (0.108)	0.1821 (0.166)	0.322*** (0.108)	0.225** (0.113)	0.181 (0.137)	0.262 (0.164)	0.227** (0.107)	0.430** (0.176)	0.035 (0.178)	0.171 (0.184)	0.064 (0.105)
PEAMAYOR	-0.245*** (0.059)	0.609** (0.257)	0.086 (0.125)	-0.2375 (0.2104)	0.077 (0.126)	-0.016 (0.162)	-0.089 (0.173)	-0.112 (0.232)	-0.003 (0.152)	0.277 (0.233)	-0.045 (0.258)	-0.192 (0.308)	-0.163 (0.144)
FEM	-0.067*** (0.016)	-1.31*** (0.296)	-0.12*** (0.037)	0.0045 (0.0588)	-0.115*** (0.037)	-0.072* (0.039)	-0.013 (0.042)	-0.016 (0.069)	-0.085** (0.035)	-0.072 (0.086)	0.034 (0.044)	0.018 (0.106)	0.061 (0.0419)
ANALF	0.146*** (0.027)	0.463*** (0.117)	0.389*** (0.065)	0.668*** (0.1592)	0.396*** (0.066)	0.384*** (0.083)	0.538*** (0.152)	0.662*** (0.154)	0.384*** (0.082)	0.610*** (0.176)	0.115 (0.0142)	0.694*** (0.167)	0.385*** (0.097)
BACHILL	-0.042* (0.024)	0.233* (0.12)	0.385*** (0.05)	0.523*** (0.089)	0.392*** (0.051)	0.382*** (0.065)	0.377*** (0.099)	0.396*** (0.115)	0.381*** (0.06)	0.17 (0.165)	0.190* (0.105)	0.383*** (0.129)	0.369*** (0.06)
UNIVER	-0.115*** (0.037)	0.41*** (0.108)	0.285*** (0.057)	0.343*** (0.099)	0.284*** (0.057)	0.245*** (0.063)	0.251*** (0.094)	0.205* (0.119)	0.245*** (0.059)	0.051 (0.163)	-0.313** (0.138)	0.186 (0.125)	0.189*** (0.06)
DOCTOR	0.009	1.499	-0.02	-0.005	-0.018	-0.012	0.023	-0.012	-0.013	0.042	0.046	-0.009	-0.017

Fuente: Base de Datos de los Censos de Población y Vivienda 2010 y 2022. Elaborado por: El Autor

Tabla 4. Determinantes del desempleo - Continuación

	(0.012)	(3.62)	(0.025)	(0.032)	(0.0248)	(0.019)	(0.03)	(0.042)	(0.02)	(0.047)	(0.0289)	(0.048)	(0.02)
URB	0.002 (0.005)	-0.112*** (0.026)	-0.037*** (0.013)	-0.053** (0.025)	-0.037*** (0.0135)	-0.034* (0.019)	-0.055* (0.029)	-0.027 (0.026)	-0.032* (0.017)	0.017 (0.061)	0.055 (0.034)	0.017 (0.051)	-0.024 (0.018)
cons	0.257*** (0.034)	0.460** (0.214)	-0.17*** (0.05)	-0.206** (0.079)	-0.181*** (0.021)	-0.151*** (0.056)			0.149*** (0.053)		0.0122 (0.0875)		0.071 (0.049)
n	217	217	434	434	434	434	434	434	434	434	434	434	434
R squared	0.69	0.51	0.71										
AIC			1540.35			1593.02	1970.55	1955.09	1593.41	1665.83	830.81	670.64	1370.17
BIC			1483.32			1519.71	1905.39	1893.99	1524.16	1604.74	761.57	576.01	1247.98
Spatial													
lambda						0.084*** 0.011	0.12*** 0.043	0.083*** 0.015	0.095*** 0.013				
rho				0.453	0.0811		0.122*** 0.022			0.298*** 0.00025	0.297*** 0.00005	0.298*** 0.0001	0.2981*** 0.00014

Fuente: Base de Datos de los Censos de Población y Vivienda 2010 y 2022. Elaborado por: El Autor

Dentro de la tabla expuesta, la columna (1) y (2) muestra un análisis en un momento determinado, que permite conocer los concluyentes del índice de desempleo para los años 2010 y 2022. Se puede apreciar que gran parte de los elementos analizados son factores que determina el desempleo en 2010 y 2022. Sin embargo, la proporción de ocupación en el sector construcción (CONSTRU) sólo afecta a la tasa de desempleo en 2010. Asimismo, la densidad del cantón (DENS) y el nivel de urbanización (URB) solo afectan la tasa de desempleo en 2022. Estos cambios podrían deberse a que, en el año 2010, el empleo en la construcción resultaba importante, ya que su efecto sobre la tasa de desempleo fue significativo durante un auge que absorbía a fuerza laboral dentro de este sector. En relación, para 2022, el índice de concentración poblacional y la tasa de urbanización adquirieron importancia por un posible crecimiento urbano y de infraestructura.

La evaluación de los modelos sugiere que el modelo Pooled es el mejor ajuste entre los modelos no espaciales, destacándose por su alto R^2 (0.71) y los valores más bajos de AIC (1540.35) y BIC (1483.32). Sin embargo, los modelos espaciales muestran significancia en Lambda y Rho, indicando correlaciones espaciales en los datos que los modelos no espaciales no capturan.

Para el análisis se utilizó datos de panel columna (3), (4), (5), incluyendo datos de panel espacial columna (6), (7), (8), (9), (10), (11), (12) y (13), estos muestran que, a mayor proporción de la población enfocada en silvicultura, pesca y agricultura, comercio minorista y al mayoreo, y, construcción la tasa de desempleo aumenta. Al contrario, si la fracción de la población que trabaja en la industria manufacturera reduce el desempleo. Este impacto negativo se puede atribuir a que uno de los ejes que requiere gran cantidad de trabajadores es la fuerza laboral en el Ecuador es la industria manufacturera (Olmedo, 2018).

El índice de densidad poblacional (DENSI), es uno de los determinantes de las tasas de desempleo cantonales. Esta variable es significativa desde el punto de vista estadístico en la mayoría de los esquemas de panel y evidencia una relación directa con la tasa de desempleo., es decir, si aumenta el índice de densidad poblacional dentro de un cantón, la tasa de desempleo del cantón aumentará. Este hallazgo podría explicarse debido a que, en las áreas densamente pobladas, existe competitividad laboral lo cual reduce la capacidad de acogida de fuerza laboral y por ende incrementa las tasas de desempleo. Este resultado es contrario al hallazgo realizado por Vipond, Sirmans, Alperovich y Lottmann (2012) que han demostrado que una mayor densidad se aumenta el desempleo.

La proporción de la PEA entre los 15 y 25 años (PEAJOVEN), refleja una relación positiva con el desempleo, la cual indica que, si esta variable incrementa en 1 %, la tasa de desempleo cantonal también incrementa entre 0.22 y 0.43 puntos porcentuales. En cuanto a la proporción de la PEA entre 50 y 65 años (PEAMAYOR), no resultó estadísticamente significativa para los modelos en cuestión, lo cual puede ser causado a que este grupo etario puede tener una participación laboral estable y menos variable. Dentro de los concluyentes de la tasa de desempleo también incorpora la variable de participación femenina en la fuerza laboral. (FEM), la cual indica que el aumentar esta variable en 1 %, caerá la tasa de desempleo entre un 0.07 y 0.12 puntos porcentuales. El hallazgo anterior sugiere que la población de individuos entre 15 y 25 años de edad tiene barreras de ingreso al mercado laboral, por lo que la política pública debería centrarse en incrementar el nivel de educación y formación profesional de acuerdo a las habilidades y a la demanda de fuerza laboral, de igual manera, resulta trascendental el fomentar la creación de plazas de trabajo para jóvenes mediante incentivos dirigidos a que las empresas contraten a este grupo etario. Por otro lado, la participación laboral femenina resalta la necesidad de fomentar la igualdad de género. para que exista mayor ingreso de mujeres al mercado laboral y en consecuencia se dé una reducción en la tasa de desempleo.

Dentro de las variables de capital humano analizadas, se observa que si aumenta la fracción de individuos de 15 a 49 años que no tienen habilidades de lectura y escritura (ANALF), o la proporción de la PEA que ha superado la etapa de educación secundaria (BACHILL) la tasa de desempleo aumenta. Esto implica que, ser analfabetos limita las ventajas laborales, mientras que, una alta proporción de personas con bachillerato puede generar una alta oferta de fuerza laboral de este nivel educativo que sobre pasa la demanda del mercado laboral y afecta a los niveles de desempleo. Estos hallazgos son congruentes con lo encontrado por Álvarez et al., (2021).

Además, si la proporción de la población que tiene estudios universitarios incrementa en 1 %, la tasa de desempleo incrementará en un 0.18 y 0.34 puntos porcentuales. Este resultado podría deberse a la discrepancia entre los conocimientos adquiridos y la demanda del mercado laboral para dicho capital humano, cuando el número de personas con un título universitario es mayor a la demanda laboral puede existir más competencia y dificultad para encontrar empleo, al mismo tiempo, las expectativas del salario son mayores y puede causar que no logren tener un empleo adecuado. Este hallazgo coincide con lo señalado por Bradley et al. (2020), quien indica que un mayor stock de jóvenes con educación superior se correlaciona con un incremento en la tasa de desempleo adolescente. Finalmente, la proporción de la PEA que cuenta con un cuarto nivel, DOCTOR, no es un determinante de la cifra de desempleo cantonal, con base en la evidencia estadística presentada.

La urbanización también es un determinante que explica la tasa de desempleo, según los resultados si se incrementa la tasa de urbanización en 1 %, se da una caída en la tasa de desempleo entre el 0.15 y 0.20 puntos porcentuales respecto al área rural. En términos económicos esto podría deberse a que el área urbana está asociada con un mayor desarrollo industrial y de servicios, lo cual genera mayores oportunidades laborales, en comparación con áreas rurales que tienen menos recursos y pocas oportunidades de empleo. Hallazgo que se respalda por Aragón et al. (2005), quien señala que la tasa de desempleo en las áreas urbanas es limitada debido a que el proceso de ajuste entre la oferta de trabajo y las oportunidades laborales es más eficiente.

Por otra parte, el estadístico rho es el coeficiente de los Modelos Autoregresivos Espaciales (SAR) y mide la autocorrelación espacial directa entre la variable dependiente (desempleo) de un cantón y el desempleo de los cantones vecinos. El valor de rho en los resultados es significativo y positivo (por ejemplo, 0.298***). Esto indica que el desempleo en un cantón está positivamente correlacionado con el desempleo en los cantones vecinos. Un valor positivo y significativo de rho implica que el desempleo no es un fenómeno aislado, sino que está influenciado por los niveles de desempleo en los cantones circundantes. Si un cantón experimenta un aumento en el desempleo, es probable que los cantones vecinos también enfrenten un aumento en el desempleo. Esto puede deberse a múltiples factores como la interdependencia económica, la movilidad laboral entre cantones, o problemas regionales compartidos, como crisis económicas o falta de oportunidades laborales.

Por su parte, Lambda se encuentra en modelos como el Modelo de Error Espacial (SEM) y captura la autocorrelación en los errores. Si lambda es estadísticamente significativo y positivo, como en este caso (por ejemplo, 0.084***), sugiere que hay un componente de error espacial. Esto significa que el desempleo en un cantón no solo está influenciado por los factores locales, sino también por choques no observados en cantones vecinos. En otras palabras, existe algún factor no incluido en el modelo que afecta tanto al cantón en estudio como a los cantones vecinos, y que genera una correlación espacial. En este caso, el valor positivo de lambda sugiere que un aumento en el desempleo en los cantones cercanos tiende a estar asociado con un aumento en el desempleo en el cantón en estudio, debido a factores compartidos o shocks no observados en el modelo.

Finalmente, se calculan estadísticos de prueba para identificar el modelo espacial que mejor se acomoden los datos, con el objetivo de calcular los efectos directos e indirectos del modelo seleccionado. Para elegir entre el modelo de efectos fijos y el modelo de efectos aleatorios se realiza la prueba de Hausman, donde se obtiene un estadístico ($p=0.036$) que indica que el modelo de efectos fijos ajusta mejor los datos, en comparación con el modelo de efectos aleatorios. Con la prueba F restringida se obtiene un estadístico ($F=0.0000$), el mismo que indica que, es más conveniente un modelo de efectos fijos a un modelo Agrupado (Pooled). A partir de lo anterior, se deduce que un modelo de datos de panel proporcionaría un mejor ajuste en comparación con la estimación de corte transversal.

En cuanto a los modelos espaciales se analiza el ajuste del modelo entre efectos fijos vs efectos aleatorios mediante la prueba de Hausman, donde la recomendación es usar el modelo de efectos fijos. Mientras que, para elegir entre los modelos: Modelo Generalizado Espacial con Efectos Aleatorios, GSPRE, Modelo Espacial Autorregresivo, SAC, Modelo Espacial de Error, SEM, Modelo Espacial Autorregresivo, SAR, Modelo Espacial de Durbin, SDM,) se usa el criterio de información de Akaike y Bayesiano (AIC y BIC), la evidencia indica que modelo al cual se ajustan mejor los datos es el modelo SAR.

Luego de seleccionar el modelo SAR, se evalúan los efectos directos, secundarios y generales. El efecto directo permite comprender de qué manera cada variable explicativa afecta el nivel de desocupación de su propio cantón. Por otra parte, el efecto indirecto ayuda a entender si las variaciones en las variables explicativas de los cantones aledaños generan algún efecto sobre el nivel de desocupación de un determinado cantón, finalmente el efecto total es la adición de los anteriores. Los resultados se presentan a continuación:

Tabla 5. Efectos directos, indirectos y totales

Variable	Efecto Directo	Efecto Indirecto	Efecto Total
AGRICSP	-0.094** (0.041)	0.357** (0.139)	0.264** (0.106)
COMERCI	-0.126*** (0.041)	0.484*** (0.159)	0.358*** (0.126)
INDUSTR	-0.053** (0.025)	0.200** (0.084)	0.147** (0.063)
CONSTRU	-0,022 (0.018)	0,084 (0.062)	0,062 (0.046)
DENS	0,000001 (0.000006)	-0,000003 (0.00002)	-0,000002 (0.00001)
PEAJOVEN	0,24 (0.105)	-0.909** (0.355)	-0.669** (0.266)
PEAMAYOR	0,16 (0.141)	-0,584 (0.486)	-0,424 (0.351)
FEM	-0,039 (0.045)	0,156 (0.171)	0,117 (0.128)
ANALF	0.346*** (0.122)	-1.303*** (0.363)	-0.958*** (0.268)
BACHILL	0,105 (0.103)	-0,363 (0.348)	-0,258 (0.248)
UNIVER	0,037 (0.091)	-0,112 (0.335)	-0,075 (0.246)
DOCTOR	0,024 (0.026)	-0,096 (0.098)	-0,071 (0.074)
URB	0,006 (0.032)	-0,036 (0.122)	-0,03 (0.091)

Fuente: Base de datos del Censos de Población y Vivienda 2010 y 2022. **Elaborado por:** El autor

La tabla del modelo SAR muestra que las variables tienen tanto efectos directos como indirectos en la tasa de desempleo en los cantones. Por ejemplo, la variable de analfabetismo (ANALF) presenta un efecto directo positivo significativo de 0.346***, lo que indica que un aumento en la proporción de individuos analfabetos está directamente relacionado con un incremento en la tasa de desempleo. Además, su efecto indirecto de 1.303, sugiere que también impacta a otras variables relacionadas que, a su vez, afectan el desempleo, reflejando una dinámica compleja en la que la educación juega un papel crucial. De manera similar, la proporción de jóvenes en la PEA (PEAJOVEN) muestra un efecto directo de 0.24 y un efecto indirecto significativo de -0.909**, indicando que un mayor número de jóvenes en la fuerza laboral está relacionado con un aumento en la tasa de desempleo, esto de manera directa, caso contrario ocurre de manera indirecta.

4.1.4 Efectos directos

De acuerdo a los resultados de la Tabla 4, se evidencia que si la proporción de la población desarrollando labores de, silvicultura, pesca y agricultura, de un cantón incrementa en 1 %, el nivel de desocupación de ese cantón caerá en 0.094 puntos porcentuales. En relación, si el porcentaje de la población ocupada en comercio al por menor y mayor de un cantón aumenta su nivel de desempleo disminuirá en 0.126 puntos porcentuales. De igual manera, si la proporción de personas ocupadas en actividades de industria manufacturera incrementa en 1 % el nivel de desocupación de ese mismo cantón cae en 0.053 puntos porcentuales. En contexto, esto implica que el sector comercial tiene un impacto más fuerte en la reducción de la tasa de desempleo en comparación con la industria manufacturera, esto a causa de que este sector es más amplio y por ende genera una mayor demanda de personal en actividades de comercio al por inferior y mayor absorbiendo mayor cantidad de fuerza laboral en el mercado laboral.

Con respecto a la variable que representa el porcentaje de personas entre los 15 y 49 años de edad que no saben leer ni escribir, muestra un vínculo positivo con el nivel de desocupación, es decir, esta variable aumenta en 1 % el nivel de desocupación de su propio cantón aumentar en 0.346 puntos porcentuales. El efecto puede deberse a que una alta proporción de analfabetismo puede limitar la inversión y el desarrollo económico de un cantón, lo cual reduce las oportunidades de acceso a un empleo y esto a su vez favorece un incremento del nivel de desocupación.

4.1.5 Efectos indirectos

Respecto a los efectos indirectos, se evidencia que un incremento en el porcentaje de la población enfocada a labores de silvicultura, pesca y agricultura en un cantón vecino, afecta con un incremento de 0.357 puntos porcentuales en el nivel de desocupación de un cantón en referencia. Además, se evidencia un efecto indirecto del porcentaje de la población enfocada en labores de comercio e industria manufacturera, se espera que un incremento en estas variables en un cantón vecino, genere un aumento de 0.484 y 0.20 puntos porcentuales, el nivel de desocupación de un cantón en referencia. Este efecto puede deberse a que la expansión en estos sectores puede captar a personas de los cantones aledaños, lo cual incrementa la competencia por empleos y consecuentemente un incremento en la tasa de desempleo.

Por otro lado, si la fracción de personas de entre 15 y 25 años que integran la PEA, incrementan en 1 % en un cantón vecino, el nivel de desocupación de un cantón a referencia se reduce en 0.909 puntos porcentuales, con esto se puede inferir que los cantones con una alta fracción de personas entre los 15 a los 25 años presentarán una reducción en el nivel de desocupación. Este resultado implica que, un incremento en la PEA dentro de este rango de edad indica una mayor disponibilidad de personas buscando trabajo, al estar más dispuestos a trabajar se genera una migración laboral regional creando así un entorno más competitivo y eficiente en los cantones, lo que causa una disminución en el nivel de desocupación. Por otro lado, la variable PEAMAYOR, FEM, BACHILL, UNIVER, DOCTOR y URB no evidencian un efecto indirecto estadísticamente relevante respecto al nivel de desocupación de los cantones aledaños.

En relación con la proporción de individuos entre los 15 a los 49 años analfabetos, se observa un impacto negativo desacuerdo con el nivel de desocupación de sus cantones aledaños, por ello, un cantón que se encuentre rodeado de cantones aledaños con una alta proporción de analfabetismo, tendrá como consecuencia que reducirá el nivel de desocupación en 1.303 puntos porcentuales. Este hallazgo implica que el analfabetismo en cantones cercanos beneficia al mercado laboral del cantón vecino, probablemente porque existe menos competencia para los puestos de trabajo cualificado a nivel regional, lo cual facilita que se emplee a las personas del mismo cantón reduciendo de esta manera la tasa de desempleo.

5 Conclusiones

- Los resultados presentados en el análisis contribuyen significativamente a la literatura sobre el desempleo y su determinación en diversas dimensiones. Primero, la identificación de factores específicos que influyen en las tasas de desempleo en diferentes momentos (2010 y 2022) enriquece la comprensión del comportamiento dinámico del mercado laboral, destacando cómo variables como la urbanización y el empleo en sectores específicos pueden variar en su impacto a lo largo del tiempo.
- Además, la evidencia de la autocorrelación espacial y la interdependencia entre cantones sugiere que el desempleo no es un fenómeno aislado, sino que está influenciado por factores económicos y sociales compartidos. Esto refuerza la necesidad de enfoques de políticas públicas que consideren las interacciones regionales, algo que a menudo se pasa por alto en estudios más locales.
- Asimismo, el hallazgo de que la educación y la participación laboral de grupos demográficos específicos (como jóvenes y mujeres) afectan las tasas de desempleo añade una capa de complejidad al análisis del capital humano, sugiriendo que políticas dirigidas a mejorar la formación y la igualdad de género pueden ser efectivas para abordar el desempleo. Esto está en línea con la literatura que vincula el capital humano con el rendimiento laboral, pero también desafía nociones previas sobre la densidad poblacional y la educación superior, proporcionando una perspectiva más matizada sobre estos factores.
- En el estudio se realizó un análisis para identificar la heterogeneidad de la tasa de desempleo cantonal, donde se evaluó e identificó las variables explicativas de este fenómeno para los 217 cantones. A través de un análisis de correlación espacial, y, por medio de cifras estadísticas (I de Moran) y C de Geary, se asimió que existe una correlación espacial estadísticamente significativa, indicando que, la proximidad determina los escenarios de desempleo cantonal en el país.
- Los diagramas de dispersión I de Moran muestran que los cantones de que tienen altas y bajas nivel de desocupación se encuentran cerca de otros cantones con similares tasas de desempleo, generando clústers. En relación, mediante el análisis

LISA se puede observar la evolución de estos clústers al transcurso de los años, enfatizando un cambio en la distribución geográfica del desempleo, denotado por una variación de los puntos calientes desde los cantones de la Región Costa a la Amazonía de 2010 a 2022.

- La evidencia dentro del análisis de corte transversal permitió identificar conclusiones importantes. En primer lugar, se destaca que gran parte de las variables incluidas dentro del estudio son buenos predictores del nivel de desocupación de la cifra de desempleo cantonal del año en los años 2010 y 2022, considerando que existen ciertas diferencias en el impacto que generan. Por ejemplo, la fracción de la población involucrada en actividades de construcción solo influye el nivel de desocupación del año 2010, mientras que, el índice de densidad poblacional y el porcentaje de la fracción de individuos que habitan en áreas urbanas solo interviene en la cifra de desocupación del año 2022.
- Además, se efectuó el estudio de datos temporales y datos de panel espacial, donde se observó que incrementos en la proporción de la población dedicada a actividades agrícolas, forestales y pesqueras; comercio mayorista y minorista; genera incrementos en la tasa de desempleo. En cambio, incrementos en la fracción de la población que realiza actividades de industria manufacturera, está relacionada con caídas el nivel de desocupación cantonal.
- El índice de densidad poblacional constituye un determinante de la cifra de desempleo cantonal, demostrando solidez en su estimación, señala que, a mayor índice de densidad poblacional mayor es el nivel de desocupación de ese cantón.
- Los hallazgos muestran que hay una asociación positiva entre la proporción de la población entre los 15 a los 25 años y el nivel de desocupación, se refleja un incremento de la variable que asocia con un aumento en el índice de desempleo. Por otra parte, el porcentaje de personas entre los 15 a los 49 años que están en situación de analfabetismo, y, la proporción de individuos que pertenecen a la Población Económicamente Activa y han completado la educación secundaria, resultaron ser determinantes en el nivel de desocupación.
- El análisis espacial muestra el porcentaje de desempleo en un cantón tiene influencia estadísticamente significativa sobre el nivel de desempleo de los cantones aledaños, lo cual evidencia la presencia de un efecto spillover.
- Para resumir, la estructura productiva, el índice de densidad poblacional, las variables representan el capital humano, así como, la ubicación geográfica son variables fundamentales que determinan fluctuaciones en la tasa de desempleo. Además, el modelo SAR mostró un mejor ajuste de datos comparado con los otros modelos analizados, lo cual respalda la utilización de este modelo para la estimación de efectos directos e indirectos de la tasa de desempleo cantonal.
- Es necesario recordar que el parámetro (ρ) mide la correlación espacial que existe entre el desempleo de un cantón con el desempleo de los cantones vecinos. El coeficiente (ρ) dentro del análisis es positivo y significativo, es decir, un crecimiento del 1 % en el porcentaje de desocupación de un cantón, genera que el nivel de desocupación de los cantones aledaños incremente entre un 0.12 y 0.29 puntos porcentuales. Por otra parte, el valor del parámetro λ se encuentran en los modelos que incorporan la posible correlación espacial de los términos de error, es decir, el desempleo de un cantón tendría correlación espacial con los términos de error de los cantones vecinos. Dado que en los modelos que presentan este parámetro, el mismo es significativo, se puede decir que los errores de un cantón afectan al desempleo de los cantones vecinos.
- Finalmente, la comparación de modelos de efectos fijos y aleatorios, así como la elección del modelo SAR, contribuyen a la discusión metodológica en la investigación sobre el desempleo. Al demostrar la superioridad de modelos que incorporan interacciones espaciales y efectos no observados, este estudio puede guiar a futuros investigadores en la elección de métodos más adecuados para analizar fenómenos económicos complejos. En conjunto, estos hallazgos no solo refuerzan la literatura existente, sino que también abren nuevas líneas de investigación y discusión sobre cómo abordar el desempleo en contextos cambiantes.

6 Referencias

- Anselin, L., & Hudak, S. (1992). Spatial econometrics in practice. A review of software options. *Regional Science and Urban Economics*, 509-536. [https://doi.org/10.1016/0166-0462\(92\)90042-Y](https://doi.org/10.1016/0166-0462(92)90042-Y)
- Alvarez, V., Largo, C., & Mendoza, A. (2021). “Desempleo Regional en el Ecuador: El papel de la heterogeneidad espacial en el Desempleo a nivel cantonal para el Ecuador 2001 y 2010”. [Tesis de pregrado, Universidad de Cuenca], Repositorio Institucional, Departamento de economía. Obtenido de <http://dspace.ucuenca.edu.ec/handle/123456789/36431>
- Alvarez, V., Largo, C., & Mendoza, A. (2021). Desempleo Regional en el Ecuador: El papel de la heterogeneidad espacial en el. [Tesis de pregrado, Universidad de Cuenca], Repositorio Institucional, Departamento de economía. Obtenido de <http://dspace.ucuenca.edu.ec/handle/123456789/36431>

- Aragón, Y., Haughton, D., Haughton, J., Leconte, E., Malin, E., Ruiz, A., & Thomas, C. (2005). Explicando el patrón de desempleo regional: El caso de la región Midi - Pyrénées. *Springer*.
- Baronio, A., Vianco, A., & Rabanal, C. (2012). Una introducción a la econometría espacial: dependencia y heterogeneidad. <https://n9.cl/gyqy7>
- Bradley, S., Migali, G., & Navarro, M. (2020). Spatial variations and clustering in the rates of youth unemployment and NEET: A comparative analysis of Italy, Spain, and the UK. *Regional Science Wiley*.
- Cardozo Rincón, G. (2014). La investigación como camino para la actualización permanente del conocimiento. *Rastros Rostros*, 16(30). <https://doi.org/10.16925/ra.v16i30.823>
- Cruz, D., López de León, F., Pascual, L., & Battaglia, M. (2010). Guía Técnica de producción de hongos comestibles de la especie de Hongos Ostra.
- Elhorst, J. (2014). Matlab Software for Spatial Panels. *International Regional Science Review*, 389–405. <https://doi.org/10.1177/0160017612452429>
- Kantar, Y. M., & Aktaş, S. G. (2016). Spatial correlation analysis of unemployment rates in Turkey. *Journal of Eastern Europe Research in Business and Economics*, 1(9), 1-9. <https://n9.cl/gclot>
- LeSage, J., & Pace, R. K. (2009). *Introduction to Spatial Econometrics*. Boca de Raton: CRC Press.
- Lottmann, F. (2012). Explaining regional unemployment differences in Germany: A spatial panel data analysis. *ECONSTOR*.
- Mehmet, G. (2017). REGIONAL UNEMPLOYMENT DISPARITIES IN TURKEY.
- Olmedo, P. (2018). El empleo en el Ecuador - Una mirada a la situación y perspectivas para el mercado laboral actual. Quito.
- Tulcanaza-Prieto, A. B., Báez Salazar, P. A., & Aguilar-Rodríguez, I. E. (2023). Determinants of Youth Unemployment in Ecuador in 2019. *Economies*, 11(2). <https://doi.org/10.3390/economies11020059>
- Zangger, C. (2019). Making a place for space: Using spatial econometrics to model neighborhood effects. *Journal of Urban Affairs*, 41(8), 1055–1080. <https://doi.org/10.1080/07352166.2019.1584530>

Anexos

Anexo 1

Figura. 3. Anexo 1: Descriptivos de variables

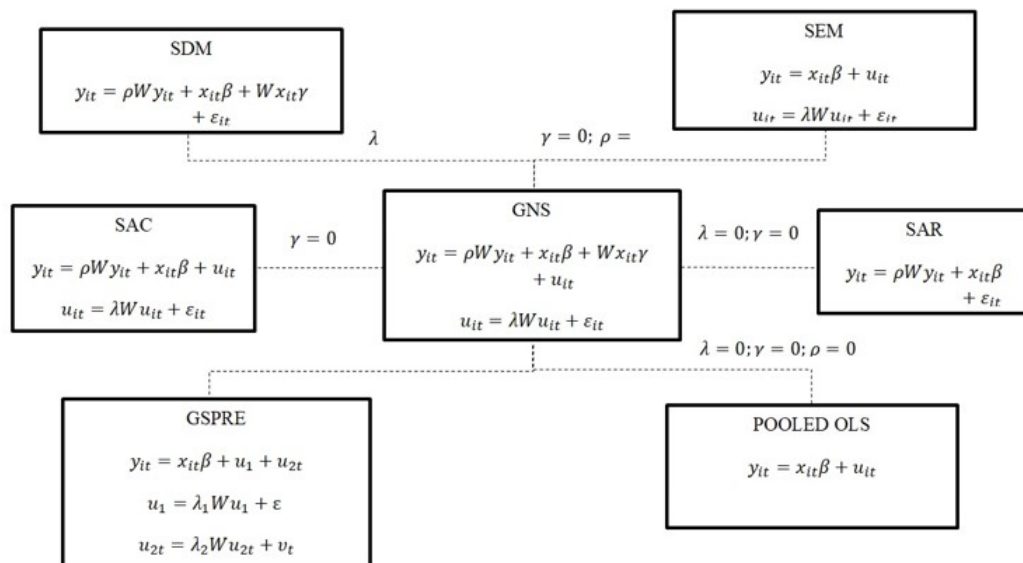
Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
desem_2010	217	0.041	0.022	0.011	0.130
desem_2022	217	0.156	0.064	0.053	0.439
agricsp_2010	217	0.436	0.169	0.023	0.782
agricsp_2022	217	1.711	0.660	0.185	2.884
comerci_2010	217	0.102	0.054	0.011	0.308
comerci_2022	217	0.655	0.277	0.199	1.500
industr_2010	217	0.063	0.059	0.012	0.493
industr_2022	217	0.641	0.454	0.098	3.360
constru_2010	217	0.054	0.028	0.012	0.215
constru_2022	217	0.881	0.496	0.145	2.610
dens_2010	217	111.25	295.37	0.430	3840.75
dens_2022	217	126.49	342.62	1.000	4440
peajove~2010	217	0.231	0.034	0.131	0.321
peajove~2022	217	0.194	0.031	0.127	0.286
peamayo~2010	217	0.176	0.026	0.099	0.277
peamayo~2022	217	0.208	0.028	0.128	0.286
fem_2010	217	0.308	0.090	0.129	0.518
fem_2022	217	0.509	0.016	0.478	0.560
analf_2010	217	0.099	0.049	0.029	0.334
analf_2022	217	0.058	0.038	0.012	0.297
bachill_2010	217	0.271	0.062	0.126	0.429
bachill_2022	217	0.364	0.052	0.234	0.487
univer_2010	217	0.114	0.059	0.031	0.342
univer_2022	217	0.168	0.063	0.054	0.389
urb_2010	217	0.380	0.225	0.000	1.000
urb_2022	217	0.401	0.217	0.057	0.999
rur_2010	217	0.620	0.225	0.000	1.000
rur_2022	217	0.599	0.217	0.001	0.943

Fuente: Censos de Población y Vivienda 2010 y 2022. Elaborado por: El autor

Anexo 2 - Gns

Los modelos descritos se prefieren mediante el valor de los parámetros espaciales surgidos del modelo general. Cuando $\rho = 0$, los coeficientes espaciales asociados a los regresores exógenos no son significativos y se aplica un modelo espacial autorregresivo, SAC. Si el coeficiente de autocorrelación espacial $\rho = 0$, el efecto promedio de los shocks internos no es significativo se recurre a un modelo Espacial de Durbin, SDM. Cuando el efecto promedio de los shocks internos no es significativo, es decir, $\rho = 0$ y los coeficientes espaciales asociados a los regresores exógenos ni significativos, $\gamma = 0$, el modelo que se debe es un Modelo Espacial Autoregresivo, SAR, mientras que si $\rho = 0$ y $\gamma = 0$ se especifica un Modelo Espacial de Error, SEM, y, si $\rho = 0$; $\gamma = 0$; $\lambda = 0$ indica que es preferible usar un modelo de datos de panel sin efectos espaciales.

Figura. 4. Anexo 2: Modelos econométricos (ANEXO)



Fuente: Elhorst (2014). Elaborado por: El autor

Anexo 3 - Moran I - Por Cantón

CANTÓN	Ii	p value*	CANTÓN	Ii	p value*
COLTA	0.66	0.052	PALTAS	0.01	0.489
PUJILI	0.55	0.056	SALCEDO	0.02	0.489
PALLATANGA	0.75	0.065	SANTA ANA	0.01	0.491
ALAUSI	0.40	0.087	JUNIN	0.02	0.492
LAS LAJAS	0.63	0.100	EMPALME	0.01	0.493
PASTAZA	0.48	0.117	LA CONCORDIA	0.01	0.493
MERA	0.50	0.129	EL PANGUI	0.02	0.493
SANTA CLARA	0.49	0.134	BUENA FE	0.01	0.496
CHILLA	0.52	0.184	ARENILLAS	0.01	0.498
PAJAN	0.36	0.190	DURAN	0.01	0.500
SAN LORENZO	0.35	0.192	BABA	0.00	0.498
PUCARA	0.40	0.214	BABAHoyo	0.00	0.497
CHUNCHI	0.55	0.217	ECHEANDIA	0.00	0.495
GONZALO PIZARRO	0.27	0.251	GNRAL. ANTONIO ELI	0.00	0.493
QUIJOS	0.32	0.259	TOSAGUA	0.00	0.492
ALFREDO BAQUERIZO	0.26	0.277	CUMANDA	0.01	0.490
CHAMBO	0.41	0.281	PLAYAS	0.01	0.489
MACARA	0.33	0.283	URDANETA	0.01	0.486
PALORA	0.22	0.295	GUAYAQUIL	0.02	0.473
YACUAMBI	0.21	0.306	GUALAQUIZA	0.02	0.473
LA JOYA DE LOS SAC	0.22	0.331	CARLOS JULIO AROSE	0.03	0.473
GUAMOTE	0.16	0.348	EL TAMBO	0.07	0.472
CHILLANES	0.14	0.352	SALITRE	0.02	0.470
PABLO SEXTO	0.14	0.357	SUCRE	0.03	0.469
ZAMORA	0.13	0.372	MANTA	0.05	0.468
PUYANGO	0.13	0.384	LOJA	0.02	0.467
PINDAL	0.17	0.385	PALENQUE	0.05	0.464
MOCACHE	0.12	0.385	EL CARMEN	0.04	0.463
DAULE	0.12	0.387	MONTALVO	0.05	0.462
LATACUNGA	0.11	0.390	MILAGRO	0.04	0.462
MARCABELI	0.11	0.405	JIPIJAPA	0.03	0.460
SUSCAL	0.22	0.413	HUAQUILLAS	0.10	0.457
VENTANAS	0.08	0.415	PUERTO LOPEZ	0.08	0.454

CANTÓN	li	p value*	CANTÓN	li	p value*
24 DE MAYO	0.11	0.419	FLAVIO ALFARO	0.08	0.454
ZAPOTILLO	0.10	0.421	SAQUISILI	0.07	0.450
SANTIAGO DE PILLAR	0.09	0.427	PUERTO QUITO	0.06	0.442
SANTA ROSA	0.08	0.428	CHIMBO	0.06	0.441
QUEVEDO	0.07	0.435	EL CHACO	0.06	0.438
OLMEDO	0.07	0.437	MONTECRISTI	0.07	0.437
CHONE	0.05	0.438	PANGUA	0.07	0.437
GONZANAMA	0.06	0.450	PORTOVIEJO	0.05	0.436
ROCAFUERTE	0.06	0.452	BOLIVAR	0.07	0.436
SAN JUAN BOSCO	0.09	0.454	DELEG	0.09	0.431
SAMBORONDON	0.05	0.460	NARANJITO	0.08	0.430
PUEBLOVIEJO	0.05	0.461	CAÑAR	0.05	0.425
CASCALES	0.05	0.461	LAS NAVES	0.08	0.425
SIMON BOLIVAR	0.05	0.463	JARAMIJO	0.10	0.425
YANTZAZA	0.03	0.472	VINCES	0.06	0.421
GUARANDA	0.02	0.477	OÑA	0.11	0.419
CENTINELA DEL COND	0.03	0.478	ARCHIDONA	0.08	0.412
CELICA	0.02	0.481	PALANDA	0.10	0.409
SAN MIGUEL	0.02	0.482	SOZORANGA	0.11	0.408
CALUMA	0.02	0.488	MACHALA	0.13	0.407
PALTAS	0.01	0.489	NOBOL	0.11	0.405
SALCEDO	0.02	0.489	EL GUABO	0.12	0.403
SANTA ANA	0.01	0.491	MEJIA	0.10	0.399
JUNIN	0.02	0.492	SANTO DOMINGO	0.08	0.392
EMPALME	0.01	0.493	ISIDRO AYORA	0.11	0.386
LA CONCORDIA	0.01	0.493	LIMON INDANZA	0.10	0.386
EL PANGUI	0.02	0.493	SAN VICENTE	0.15	0.380
BUENA FE	0.01	0.496	VALENCIA	0.12	0.379
ARENILLAS	0.01	0.498	COTACACHI	0.12	0.372
DURAN	0.01	0.500	SAN JACINTO DE YAG	0.12	0.370
BABA	0.00	0.498	OLMEDO	0.20	0.360
BABAHoyo	0.00	0.497	CATAMAYO	0.14	0.358
ECHEANDIA	0.00	0.495	SEVILLA DE ORO	0.15	0.352
GNRAL. ANTONIO ELI	0.00	0.493	CALVAS	0.16	0.352

CANTÓN	li	p value*	CANTÓN	li	p value*
TOSAGUA	0.00	0.492	PASAJE	0.14	0.349
CUMANDA	0.01	0.490	RIOBAMBA	0.13	0.344
PLAYAS	0.01	0.489	CRNEL. MARCELINO M	0.16	0.342
URDANETA	0.01	0.486	SANTA ELENA	0.13	0.340
GUAYAQUIL	0.02	0.473	SAN MIGUEL DE URCU	0.21	0.335
GUALAQUIZA	0.02	0.473	PATATE	0.21	0.334
CARLOS JULIO AROSE	0.03	0.473	LAGO AGRIO	0.19	0.331
EL TAMBO	0.07	0.472	SIGCHOS	0.16	0.328
SALITRE	0.02	0.470	NANGARITZA	0.22	0.325
SUCRE	0.03	0.469	PALESTINA	0.22	0.324
MANTA	0.05	0.468	BALSAS	0.28	0.311
LOJA	0.02	0.467	LA MANA	0.22	0.307
PALENQUE	0.05	0.464	QUINSALOMA	0.20	0.303
EL CARMEN	0.04	0.463	ATAHUALPA	0.26	0.276
MONTALVO	0.05	0.462	EL TRIUNFO	0.25	0.264
MILAGRO	0.04	0.462	PICHINCHA	0.25	0.263
JIPIJAPA	0.03	0.460	SARAGURO	0.23	0.261
HUAQUILLAS	0.10	0.457	QUILANGA	0.31	0.258
PUERTO LOPEZ	0.08	0.454	AZOGUES	0.24	0.251
FLAVIO ALFARO	0.08	0.454	JAMA	0.33	0.247
SAQUISILI	0.07	0.450	CHAGUARPAMBA	0.30	0.243
PUERTO QUITO	0.06	0.442	SUCUMBIOS	0.27	0.232
CHIMBO	0.06	0.441	BIBLIAN	0.36	0.229
EL CHACO	0.06	0.438	RUMIÑAHUI	0.52	0.228
MONTECRISTI	0.07	0.437	SAN MIGUEL DE LOS	0.37	0.222
PANGUA	0.07	0.437	LOMAS DE SARGENTIL	0.39	0.209
PORTOVIEJO	0.05	0.436	LA LIBERTAD	0.57	0.205
BOLIVAR	0.07	0.436	PIMAMPIRO	0.36	0.204
DELEG	0.09	0.431	SALINAS	0.58	0.200
NARANJITO	0.08	0.430	PUTUMAYO	0.59	0.196
CAÑAR	0.05	0.425	ANTONIO ANTE	0.43	0.187
LAS NAVES	0.08	0.425	ELOY ALFARO	0.43	0.187
JARAMIJO	0.10	0.425	TULCAN	0.36	0.184
VINCES	0.06	0.421	EL PAN	0.42	0.169

CANTÓN	li	p value*	CANTÓN	li	p value*
OÑA	0.11	0.419	PAQUISHA	0.54	0.169
ARCHIDONA	0.08	0.412	TENA	0.28	0.166
PALANDA	0.10	0.409	OTAVALO	0.40	0.158
SOZORANGA	0.11	0.408	IBARRA	0.38	0.134
MACHALA	0.13	0.407	BALAO	0.77	0.134
NOBOL	0.11	0.405	NABON	0.41	0.133
EL GUABO	0.12	0.403	BAÑOS DE AGUA SANTA	0.42	0.127
MEJIA	0.10	0.399	PORTOVELO	0.50	0.125
CHINCHIPE	0.98	0.079	CAYAMBE	0.42	0.123
BALZAR	0.48	0.078	QUITO	0.33	0.116
PIÑAS	0.50	0.060	LA TRONCAL	0.60	0.111
PENIPE	0.63	0.057	SAN PEDRO DE HUACA	0.70	0.107
ESPINDOLA	0.72	0.050	PEDRO VICENTE MALD	0.61	0.105
ZARUMA	0.53	0.050	MONTUFAR	0.58	0.091
CUYABENO	0.83	0.045	MIRA	0.60	0.083
GUACHAPALA	0.93	0.028	SAN FERNANDO	1.65	0.002
QUININDE	0.66	0.027	SHUSHUFINDI	1.29	0.002
PEDRO CARBO	0.86	0.025	GUALACEO	1.10	0.001
NARANJAL	0.79	0.024	SIGSIG	1.10	0.001
PEDRO MONCAYO	1	0.022	QUERO	1.52	0.001
SUCUA	1	0.019	COLIMES	1.17	0.001
AMBATO	0.64	0.018	TISALEO	1.81	0.001
SANTIAGO	0.79	0.016	SAN PEDRO DE PELILEO	1.11	0.001
SANTA LUCIA	0.83	0.012	ATACAMES	2.74	0.000
ESPEJO	1.13	0.010	CEVALLOS	1.73	0.000
GUANO	0.92	0.010	MORONA	1.41	0.000
GIRON	1.01	0.010	CUENCA	1.16	0.000
PEDERNALES	1.16	0.009	ARAJUNO	1.86	0.000
PAUTE	1.06	0.007	ORELLANA	1.47	0.000
MOCHA	1.07	0.007	ESMERALDAS	2.73	0.000
BOLIVAR	1.00	0.006	MUISNE	2.96	0.000
CHORDELEG	1.44	0.005	HUAMBOYA	2.98	0.000
SANTA ISABEL	1.00	0.003	AGUARICO	3.39	0.000
RIOVERDE	1.57	0.003	TIWINTZA	3.59	0.000
LORETO	1.21	0.003	LOGROÑO	4.30	0.000
TAISHA	5.38	0.000			