



Munich Personal RePEc Archive

Social Capital and Self-Employment in the United States: Evidence from Facebook Data

Gutierrez-Lythgoe, Antonio

Universidad de Zaragoza

6 November 2023

Online at <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/119068/>
MPRA Paper No. 119068, posted 07 Nov 2023 08:41 UTC

El capital social y el autoempleo en EEUU: Evidencia con datos de Facebook

Gutiérrez-Lythgoe, Antonio

6 de noviembre de 2023

Resumen

Este Trabajo tiene como objetivo analizar las desigualdades en el emprendimiento a lo largo de Estados Unidos, considerando los distintos contextos socioeconómicos de cada condado y enfocándose en la estructura de capital social y sus conexiones con las regiones próximas. Para llevar a cabo esta investigación, empleamos datos de Empresas Unipersonales no Agrícolas como indicador de emprendimiento, obtenidos del US Bureau of Economic Analysis, junto con variables socioeconómicas y demográficas del US Census Bureau y datos de redes sociales de Facebook a través del proyecto Social Capital Atlas. Mediante la aplicación de técnicas de econometría espacial observamos patrones de dependencia espacial y documentamos una autocorrelación espacial estadísticamente significativa y positiva. Particularmente, observamos correlaciones estadísticamente significativas entre la proporción de amistades entre diferentes grupos socioeconómicos y el emprendimiento, así como correlaciones negativas entre el Índice de Cohesión Social y las Empresas Unipersonales no Agrícolas. Estos hallazgos respaldarían la importancia de los "lazos débiles" en las redes sociales según la teoría de Granovetter y destacan cómo las conexiones con individuos de alto estatus socioeconómico podrían estimular la iniciativa emprendedora, lo que tiene implicaciones prácticas significativas para el fomento del emprendimiento y el desarrollo de políticas empresariales.

Abstract

This study aims to analyse disparities in entrepreneurship across the United States, taking into account the diverse socioeconomic contexts of each county and emphasizing the role of social capital structures and their connections to nearby regions. To conduct this research, we utilize data on Non-farm Proprietorships (NFP) as an indicator of entrepreneurial activity, sourced from the US Bureau of Economic Analysis, in conjunction with socioeconomic and demographic variables from the US Census Bureau, and social network data from Facebook via the Social Capital Atlas project. Employing spatial econometric techniques, we examine spatial dependence patterns and reveal a statistically significant and positive spatial autocorrelation. Particularly, we identify statistically significant correlations between the proportion of connections among different socioeconomic groups and entrepreneurial activity, as well as negative correlations between the Social Cohesion Index and non-farm proprietorships. These findings corroborate the significance of "weak ties" in social networks, as theorised by Granovetter, and underscore how associations with individuals of higher socioeconomic status could invigorate entrepreneurial initiatives, carrying notable practical implications for entrepreneurship promotion and policy development.

Keywords: Non-farm proprietorship, Social Capital, Facebook data, Spatial Econometrics

JEL Classification: L26, R11, C21

1. Introducción

El autoempleo y el emprendimiento son fuentes cruciales de innovación y crecimiento económico debido a sus efectos sobre la productividad, el empleo y la competitividad (Acs & Armington, 2006; Shretsha et al., 2007; Braunerhjelm, Acs, Audretsch & Carlsson, 2010). Por este motivo, encontramos numerosas aportaciones que han centrado sus esfuerzos en el estudio de las características individuales del emprendedor (Walter et al., 2015; Simoes et al., 2016) como pueden ser la edad (Velilla et al., 2018), las finanzas en el hogar (Molina, Velilla & Ortega, 2016), los desplazamientos al puesto de trabajo (Giménez-Nadal et al., 2018), los distintos usos del tiempo (Campaña et al., 2016, 2020; Giménez-Nadal et al., 2015, 2016, 2012), fenómenos de transmisión intergeneracional (Molina, 2020; Giménez-Nadal et al., 2022a, 2022b), y el contexto geográfico (Belloc et al., 2022). Desde una perspectiva alternativa, el emprendimiento también permite su análisis desde un enfoque en términos agregados (Barrado & Molina, 2015). Siguiendo esta perspectiva, encontramos numerosa literatura que documenta disparidades en las tasas de autoempleo entre distintos países y regiones (Kangasharju, 2000, Henderson & Weiler, 2010; Stam, 2010; Cheng & Li, 2011). Por este motivo, también podemos entender la actividad emprendedora como un fenómeno que responde a las características regionales en las que habitan los individuos (Almeida, Golpe & Justo; 2021), y por ello es necesario estudiar este fenómeno atendiendo a los distintos entornos que presenta cada lugar (Shretsha et al., 2007; Debagge & Bowen, 2018; Bignall & Debbage, 2020; Almeida, Golpe & Justo; 2021).

Esta investigación se adentra en el concepto de capital social, que ha sido objeto de atención desde que Loury (1976) cuestionara las teorías neoclásicas que se centraban exclusivamente en el capital humano individual, resaltando la importancia del contexto social en la maduración individual y cómo este influye en lo que individuos igualmente competentes pueden lograr. La noción de capital social ha evolucionado a lo largo del tiempo, dando lugar a diversas perspectivas y definiciones que han enriquecido su comprensión (Bourdieu, 1985; Coleman, 1988; Portes, 1998). En términos generales, el concepto "capital social" se refiere a los recursos y beneficios que emergen de las relaciones sociales y las redes de individuos en una comunidad o sociedad, incluyendo confianza, apoyo mutuo, normas compartidas y oportunidades (Jackson, 2020). Dentro de este término, adoptamos una perspectiva colectiva, la cual supone un matiz conceptual interesante al equiparar el capital social con el nivel de civismo en comunidades como ciudades, pueblos o incluso países enteros (Putnam, 1993; Portes, 1998). Este enfoque destaca el carácter colectivo del concepto, ya que se enfoca en cómo una comunidad con un amplio stock de capital social facilita el trabajo conjunto y la colaboración entre sus miembros. En otras palabras, una comunidad con altos niveles de capital social tiende a ser más cohesionada y cooperativa, lo que resulta en una mayor capacidad para trabajar conjuntamente en beneficio de todos (Putnam, 1993).

En el contexto del mercado laboral, el capital social está constituido por aquellas conexiones sociales que pueden ser empleadas como medios instrumentales para la movilidad y el éxito en términos laborales y empresariales (Portes, 1998). A lo largo de los años, la literatura empírica ha demostrado que el capital social y la pertenencia a una

red social puede constituir un incentivo al trabajo por cuenta propia (Allen, 2000; Kerr et al., 2023). Granovetter (1974) contribuyó a esta idea con su concepto de "fuerza de los lazos débiles", que se refiere al poder de las influencias indirectas fuera del círculo inmediato de familiares y amigos cercanos para servir como un sistema informal de recomendaciones laborales. Granovetter mostró que, contrariamente a la noción común de que las redes densas como las que se encuentran en círculos familiares serían más efectivas para encontrar empleo, las conexiones más débiles en redes más amplias pueden ser más útiles en este sentido. Más adelante, Burt (1992) desarrolló el concepto de "agujeros estructurales" como una extensión de la idea de Granovetter. Burt, sostiene que la posición de un individuo en una red social puede proporcionar ventajas competitivas si ese individuo está situado en un "agujero estructural". Un agujero estructural se refiere a una brecha o separación entre dos o más grupos de individuos en una red. Es decir, tener relaciones con grupos diferentes y no completamente superpuestos puede abrir oportunidades que no estarían disponibles en redes más densas y cohesionadas.

Contrariamente a lo establecido en Granovetter (1974) y Burt (1992), la investigación sobre redes y movilidad sociales realizado por Lin et al. (1981) y Coleman (1988) comparten un énfasis en las redes densas como un recurso valioso. Esta postura alternativa, que puede denominarse "la fuerza de los lazos fuertes", se opone a las ideas de la importancia de los lazos débiles en las redes sociales. En su lugar, resaltan la relevancia de las redes densas y fuertes como un recurso valioso. Esta perspectiva también se halla en otros estudios sobre inmigración y emprendimiento étnico, en los que de manera constante se identifican las redes y el capital social que fluye a través de ellas como recursos clave para la creación de pequeñas empresas (Kerr & Mandorff, 2023). Estos recursos incluyen, entre otros, el capital inicial necesario para comenzar el negocio, información sobre oportunidades en el mercado, acceso a mercados y una fuerza laboral dócil y disciplinada (Portes, 1998). Las redes sociales dentro de la comunidad juegan un papel crucial en la facilitación de estos recursos y oportunidades para las empresas étnicas (Portes, 1998).

En los últimos años, han surgido nuevas herramientas para el análisis del capital y la conectividad sociales gracias a la disponibilidad de datos de las redes sociales y la huella digital de los individuos (Matilla-García, 2017). Este progreso ha sido impulsado por la explosión del "Big Data" y la obtención de datos a partir de la actividad en línea de los usuarios, lo que ha creado un entorno propicio para investigaciones en el campo de la economía (Einav & Levin, 2014). En este contexto, empleamos datos proporcionados por Chetty et al. (2022a, b), que consisten en información agregada de 72,2 millones de usuarios de Facebook que residen en diversos condados de los Estados Unidos. Estos datos, relacionados con el estatus socioeconómico de los individuos, nos permiten obtener conocimientos fundamentales sobre el capital social en los condados estadounidenses.

Los resultados de este estudio muestran que el capital social desempeña un papel crucial en la actividad emprendedora a lo largo de los condados de Estados Unidos. La conectividad inter-SES, es decir, las conexiones entre individuos de diferentes estatus socioeconómicos, se asocia positivamente con la iniciativa emprendedora, respaldando la teoría de los "lazos débiles" de Granovetter. En contraste, la cohesión social localizada y el apoyo social en el ámbito local presentan correlaciones negativas con la creación de empresas unipersonales, sugiriendo que las redes densas y fuertes pueden no ser propicias

para el emprendimiento. Además, se confirma la presencia de autocorrelación espacial en los datos, lo que indica la existencia de factores no observados que afectan la actividad emprendedora a nivel geográfico. Estos hallazgos tienen implicaciones significativas para el desarrollo de políticas empresariales y el fomento del emprendimiento, ya que destacan la importancia de las conexiones con individuos de alto estatus socioeconómico para estimular la iniciativa emprendedora y sugieren que promover la diversidad de conexiones podría ser beneficioso en este contexto.

En este trabajo, exploramos el fenómeno geográfico del autoempleo y su relación con el capital social, con el propósito de contribuir al estudio de la distribución geográfica de la actividad emprendedora, un área que ha sido relativamente inexplorada (Debagge & Bowen, 2018; Bignall & Debbage, 2020). Nos centramos en investigar los factores que influyen en la formación de ecosistemas emprendedores, en comunidades locales, que a menudo carecen de los recursos y conocimientos necesarios para el incentivo de la actividad emprendedora (Cowell et al., 2018; Bignall & Debbage, 2020). Nuestro enfoque se dirige al estudio del autoempleo a nivel de condado en los Estados Unidos, con la aspiración de proporcionar una mayor comprensión de estos aspectos y, así, fomentar la creación de una cultura empresarial sostenible que contribuya a una economía local competitiva a largo plazo en beneficio de estas comunidades.

Con estos objetivos, este trabajo se estructura de la siguiente manera: en la Sección 2, se presenta una revisión de la literatura sobre el estudio regional del emprendimiento en Estados Unidos, seguida de la presentación de los datos utilizados en este análisis en la Sección 3, con un enfoque particular en los datos obtenidos de Facebook. En la Sección 4, se plantea la estrategia metodológica del Trabajo, y posteriormente, en la Sección 5, se exponen los resultados principales. Finalmente, la Sección 6 se dedica a la conclusión de este estudio.

2. Revisión de la literatura

La literatura existente muestra que ciertos atributos regionales están asociados a regiones con altos porcentajes de empresarios (Debagge & Bowen, 2018; Bignall & Debbage, 2020). Debbage & Bowen (2018) encontraron ciertas variables predictoras que desempeñan un papel clave en la formación de empresas unipersonales no agrícolas en áreas metropolitanas. Sus hallazgos indican que las principales variables predictoras incluían un alto porcentaje de empleo en finanzas, seguros y bienes raíces, porcentaje de población hispana, edad media y valor mediano de la vivienda. Bignall & Debbage (2020) analizan las variables predictoras para el porcentaje de empresas unipersonales no agrícolas a nivel de condado, observan una correlación positiva entre el porcentaje de estas empresas y el porcentaje de empleo en bienes raíces, alquiler y arrendamiento, así como el empleo en el sector de la construcción, el porcentaje de población hispana y la edad mediana. Lo cual podría explicar la distribución desigual de la actividad emprendedora a lo largo de la geografía norteamericana.

En este sentido, encontramos literatura que apunta las posibles características que influyen en la formación de clústeres de condados con alto nivel emprendedor (Shrestha et al. 2007; Goetz & Rupasingha 2009; Henderson & Weiler, 2010; Rupasingha & Goetz, 2013; Goetz & Rupasingha, 2014; Bignall & Debbage, 2020; Almeida, Golpe & Justo, 2021). Shrestha et al. (2007) investigan la relación independiente entre la formación de empresas unipersonales no agrícolas y el crecimiento del empleo a nivel de condado. Sus resultados señalan que las tasas de estas empresas están asociadas positivamente con el crecimiento del empleo asalariado a nivel de condado en Estados Unidos, estando este efecto moderado por aspectos coyunturales. En esta misma línea,

Henderson y Weiler (2010), utilizando la misma métrica de empresas unipersonales no agrícolas como medida del emprendimiento local, estudian la relación entre el emprendimiento y el crecimiento del empleo en condados de Estados Unidos. Encuentran que el emprendimiento está sistemáticamente relacionado con el crecimiento del empleo y que esta relación aumenta en intensidad con el tiempo. Además, descubren que el impacto del emprendimiento es mayor en el condado donde ocurre, pero también genera efectos positivos en el crecimiento del empleo en condados vecinos, y su impacto es mayor en entornos más densos y urbanizados.

Goetz y Rupasingha (2009) estudian los factores que afectan el crecimiento de estas empresas a nivel de condado y encuentran que variables como la edad, la mezcla étnica, las políticas gubernamentales, la participación de la fuerza laboral femenina y las comodidades naturales tienen relevancia para explicar las diferencias en las cifras de las empresas unipersonales no agrícolas en los distintos condados a lo largo del periodo comprendido entre los años 1990 y 2000. Rupasingha & Goetz (2013) estudian la relación entre las empresas unipersonales no agrícolas y el desarrollo económico local en los distintos condados de EEUU. Observan que existe una relación estadísticamente significativa y positiva entre este tipo de empresas y el crecimiento económico y del empleo, juntamente con una reducción en la tasa de pobreza. Goetz & Rupasingha (2014), estudian los determinantes del crecimiento del autoempleo en los distintos condados de EEUU durante los años 2000-2009. Este estudio destaca el crecimiento sostenido del trabajo por cuenta propia desde el 2000 en los EEUU. Se identifican variables asociadas con este crecimiento, mostrando la importancia de la cultura emprendedora, el acceso a capital, ingresos y nivel educativo del trabajo por cuenta propia, así como la diversidad étnica de la población. La densidad poblacional también influye, y se destaca la relevancia de políticas estatales, especialmente en cuanto a la libertad en el mercado laboral, para el trabajo por cuenta propia en diferentes tipos de condados.

3. Datos

En el marco de nuestra investigación, los datos de Facebook desempeñan un papel fundamental al proporcionar información detallada sobre las redes de amistad en los Estados Unidos. Esta plataforma sirve como un espacio en línea para que amigos y conocidos interactúen, y las personas agreguen como amigos en Facebook únicamente a aquellos individuos con los que tienen una relación personal fuera de la plataforma. Para establecer una amistad en Facebook, se requiere el consentimiento mutuo de ambas partes, lo que garantiza que las conexiones reflejen relaciones genuinas y reales. Además, es preciso mencionar que Facebook limita el número total de amigos que una persona puede tener a 5,000. Los datos de Facebook se han convertido en una fuente relevante para comprender las redes de amistad a gran escala en los Estados Unidos, lo que nos permite analizar cómo se desarrollan estas conexiones y cómo influyen en una variedad de aspectos, desde la difusión de información hasta la interacción social y el apoyo mutuo. En resumen, los datos de Facebook ofrecen una ventana única para explorar las complejidades de las relaciones humanas en la era digital y su impacto en nuestra sociedad. A continuación, detallamos los indicadores obtenidos de los datos de Facebook, junto con el resto de variables sociodemográficas que incorporamos a nuestro análisis (ver Tabla 1, para un resumen de las variables incorporadas).

3.1 Social Capital Atlas

En este Trabajo, utilizamos datos obtenidos de Chetty et al. (2022a, 2022b). Estos autores acceden a los datos agregados para 72,2 millones de usuarios de Facebook que residen en los distintos condados de los Estados Unidos. Estos individuos cumplen los siguientes atributos: personas de entre 25 y 44 años que residen en los Estados Unidos; activas en la plataforma de Facebook al

menos una vez en los últimos 30 días; que tienen al menos 100 amigos en Facebook que también residen en Estados Unidos; y que disponen de un código postal residencial válido. Estos datos están disponibles públicamente en el portal del proyecto Social Capital Atlas (<https://www.socialcapital.org>). Utilizamos datos de las redes sociales como proxy para los datos de amistades reales, y en definitiva del capital social. Estos datos hacen referencia a las amistades en las redes sociales, más que a las interacciones online per se Chetty et al. (2022a).

Estos autores correlacionan los datos de amistad en Facebook y los datos relacionados con el estatus socioeconómico de los mismos. Para medir el estatus socioeconómico recurren a 22 medidas distintas que mediante la combinación construyen la renta familiar mediana (Chetty et al (2022a). Respecto a las medidas de capital social las agrupan en tres medidas distintas: conexión entre tipos (cross-type connectedness), cohesión de redes y compromiso cívico. Cada una de estas medidas transmite distinto tipo de información sobre la red de amistad a la que pertenece cada individuo. Por otro lado, cada medida se nutre de distinta información.

Como explicamos en el párrafo obtienen tres tipos de medidas a partir de la correlación de datos de Facebook con otros datos socioeconómicos y sociodemográficos. La primera de ellas hace referencia a una medida entre tipos de individuos con distintas situaciones socioeconómicas. Como se ha explicado previamente, los autores estiman la posición o estatus socioeconómico aplicando un algoritmo de aprendizaje automático. Concretamente, un árbol de regresión aumentado por gradiente para predecir los ingresos medios de los hogares utilizando variables observadas para todos los individuos de nuestra muestra, como la edad, el sexo, el idioma, el estado civil, la información de ubicación (código ZIP), la educación universitaria, las donaciones, el precio del modelo de teléfono y el operador móvil, el uso de Facebook en Internet (en lugar de un dispositivo móvil) y otras variables relacionadas con el uso de Facebook (Chetty et al., 2022a, 2022b)

Obtenido el estatus, clasifican si los individuos están por encima o por debajo del estatus mediano y de este modo agrupan a los individuos en dos grupos: estatus socioeconómico alto y estatus socioeconómico bajo. Recordemos que solo disponemos de datos agregados por comunidades, en este caso para el nivel más pequeño posible, el nivel de condados. Por tanto, disponemos de un indicador numérico que refleja la proporción de individuos que presentan amistades en Facebook con otros individuos de un nivel socioeconómico distinto.

Definimos el nivel de conexiones, *conexiones inter-SES*, en una comunidad como la proporción promedio de amigos con ingresos por encima de la mediana entre los miembros con ingresos por debajo de la mediana de esa comunidad, dividida por 50% para cuantificar el grado promedio de subrepresentación de amigos con ingresos altos entre las personas con ingresos bajos (una definición algebraica se proporciona más adelante). Un valor de 0 para esta medida implica que una red no tiene conexiones entre personas con ingresos bajos y personas con ingresos altos, mientras que un valor de 1 implica que las personas con ingresos bajos tienen el mismo número de amigos con ingresos bajos y amigos con ingresos altos.

Los autores, Chetty et al (2022a), lo expresan de la siguiente manera:

$$f_{Qi} = \frac{[\text{Número de amigos en el cuantil } Q]_i}{\text{Total amigos}_i}, \quad (1)$$

$$IEC_{Qi} = \frac{f_{Q,i}}{w_i}, \quad (2)$$

dónde w_i es la proporción de individuos que pertenecen al cuantil Q .

$$EC_C = \frac{\sum_{i \in LC} IEC_{Qi}}{N_{LC}}, \quad (3)$$

Dónde N_{LC} , es el número de individuos de bajo estatus socioeconómico

Dónde (1) expresa la proporción de amigos del individuo i que pertenecen al cuantil Q , (2) refleja la conexión inter SES para el individuo i . y finalmente (3) refleja la conexión inter SES para todo el condado.

En este artículo utilizamos la siguiente medida:

$$EC_C = 2 \frac{\sum_{i \in LC} IEC_{Qi}}{N_{LC}}, \quad (4)$$

La ecuación 4 refleja la definición de base implementada por los autores para la conexión entre grupos: Dos veces la proporción de amigos con alto nivel socioeconómico (high-SES) entre las personas con bajo nivel socioeconómico (low-SES), promediado para todas las personas de bajo nivel socioeconómico en el condado. Por este motivo, los valores que toma esta variable no están comprendidos entre 0 y 1.

Por otro lado, también disponemos de medidas de las estructuras de los grupos sociales. En este caso, del grado de cohesión de las distintas redes de amistad en Facebook. La primera medida es el agrupamiento, que es la tasa a la que dos amigos de una persona dada son amigos entre sí. La lógica subyacente del agrupamiento como medida de capital social es que, si los amigos de una persona son amigos entre sí, pueden actuar juntos para presionar o sancionar a esa persona, lo que refuerza las normas e induce comportamientos y actividades prosociales (Chetty et al., 2018a). Esta medida es conocida como medida de cohesión en el grupo, y puede tomar valores comprendidos entre 0 y 1, siendo 0 un valor que indica que todos los amigos de una persona están aislados entre sí, y valor 1, que todos los amigos de un individuo mantienen una relación de amistad entre ellos a través de Facebook.

Para representar estas medidas, ellos representan las relaciones de amistad a través de la siguiente matriz $A \in \{0,1\}^{n \times n}$ dónde $A_{ij} = 1$ significa que existe una relación de amistad entre los individuos i y j , al contrario, $A_{ij} = 0$, representa la ausencia de amistad entre ambos individuos. A partir de esta matriz A , los autores Chetty et al., (2022a) construyen la medida de clusterización de la siguiente manera:

$$Cohesión_i(A) = \sum_{k \in N_i(A), k < j} \frac{A_{kj}}{d_i(A)(d_i(A)-1)/2}, \quad (5)$$

Dónde $N_i(A)$, representan las relaciones de amistad del individuo i , $d_i(A)$, representa el número total de amistades del individuo i . A nivel de condado esta medida, se calcula de la siguiente manera:

$$Cohesión_c = \frac{\sum_{i \in C} Cohesión_i(A)}{N_c}, \quad (6)$$

En segundo lugar, y relacionado con las medidas de cohesión de los grupos, existe otro indicador, conocido como la tasa de apoyo en el grupo. Esta medida refleja la tasa a la que un par de amigos en una comunidad tienen otros amigos en común. Chetty et al., (2022a) argumentan que este indicador puede ser relevante ya que explican hasta qué punto se puede mantener el comportamiento cooperativo entre dos individuos. Concretamente, cuando dos personas tienen amigos en común, sus amigos mutuos pueden presenciar su comportamiento y reaccionar ante él, haciendo cumplir normas. La tasa de apoyo de una comunidad varía de 0 a 1, donde 0 implica que ninguna de las amistades entre los miembros de la comunidad está respaldada, y 1 implica que todas estas amistades están respaldadas. Formalmente, se puede expresar de la siguiente manera:

$$Tasa\ de\ apoyo_c = \frac{|\{(ij):i,j \in c, A_{ij}^c=1, [(A^c)^2]_{ij}>0\}|}{|\{(ij):i,j \in c, A_{ij}^c=1\}|}, \quad (7)$$

Dónde A^c es el subconjunto de amistades entre individuos que son miembros de la comunidad c , Chetty et al. (2022a) miden la tasa de apoyo de una comunidad c como la frecuencia general con la que los pares de amigos tienen al menos un amigo en común, poniendo el foco solo en las personas y amistades dentro de esa comunidad.

En definitiva, las medidas 4, 6 y 7 nos ayudaran a cuantificar el efecto que representa el capital social sobre el autoempleo en los distintos condados y/o comunidades de los Estados Unidos.

3.2 Datos sociodemográficos

Por otro lado, disponemos de una serie de variables sociodemográficas para los distintos condados que incorporamos como variables de control en nuestras especificaciones econométricas. Estas variables han sido seleccionadas de acuerdo con los estudiado en la revisión de la literatura como variables que pueden presentar una relación estadística con la actividad emprendedora de un condado. Para ello, recurrimos a dos bases de datos diferentes. En primer lugar, obtenemos los datos para el año 2020 de la muestra de 5 años recogida por American Census Bureau. De esta encuesta tenemos acceso para: el peso relativo de los distintos sectores en cada condado, la proporción de individuos que cuentan con educación secundaria y universitaria, la población activa, la tasa de desempleo, la renta per cápita, el ingreso mediano de los trabajadores, el porcentaje de hogares con acceso a internet, los hogares en propiedad, el porcentaje de hogares y personas debajo del umbral de la pobreza, la población total y el porcentaje de población asiática, afroamericana y blanca. Adicionalmente, para medir la actividad de una región emprendedora recurrimos a los datos de Bureau of Economic Analysis (BEA), para la obtención del dato por condado del porcentaje de Empresas Unipersonales No-Agrícolas. Este indicador se ha empleado ampliamente en la investigación sobre el emprendimiento en EEUU, por este motivo lo incorporamos a nuestro análisis (Debagge & Bowen, 2018; Bignall & Debbage, 2020).

4. Metodología

En este Trabajo, adoptamos un enfoque que integra los efectos espaciales mediante la aplicación de herramientas de econometría espacial. Nuestro estudio se centra en el fenómeno del autoempleo en los Estados Unidos y, siguiendo los principios de la econometría espacial, exploramos las posibles relaciones espaciales que pueden influir en el porcentaje de empresas unipersonales no agrícolas a nivel de condado.

Siguiendo la Ley de Tobler, que postula que todo en el espacio está interconectado, pero las relaciones son más fuertes entre áreas cercanas, hemos diseñado una matriz de ponderaciones espaciales para identificar las regiones que rodean o están próximas a cada condado en nuestra muestra. Nuestra muestra consta de 2,954 condados en el interior de los Estados Unidos, excluyendo aquellos pertenecientes a Alaska, Puerto Rico y Samoa Americana. Además, enfrentamos la limitación de la falta de datos para algunos condados. Por lo tanto, en lugar de utilizar una matriz de ponderaciones espaciales basada en contigüidad, optamos por una matriz W que refleje la proximidad espacial. Para lograr esto, aplicamos el algoritmo de vecinos más cercanos, identificando las cinco regiones más próximas a cada condado de acuerdo con sus coordenadas geográficas. De esta manera, establecemos que cada condado puede estar influenciado por los 5 condados más próximos.

Una vez establecidas las relaciones de proximidad, debemos considerar qué tipo de relaciones pueden existir entre las variables del estudio de un condado y sus condados más próximos. Las relaciones espaciales pueden existir a través de la variable dependiente, en este caso, el porcentaje de empresas unipersonales no agrícolas. Además, los valores de las variables explicativas de las regiones próximas pueden afectar o estar relacionados con los valores de la variable dependiente del condado más próximo. Por último, puede existir autocorrelación espacial, lo que significa que los residuos (ε) de un condado próximo afectan a los residuos del condado.

Con el objetivo de modelar la totalidad de estas relaciones espaciales, surge el modelo de Manski:

$$y = \rho W y + X \beta + W X \theta + u, u = \lambda W u + \varepsilon,$$

Donde y representa el porcentaje de empresas unipersonales no agrícolas, W es la matriz de pesos espaciales, X corresponde a las variables explicativas de cada condado y u denota los errores. Desde esta especificación, se pueden observar que los parámetros ρ , θ y λ establecen las relaciones con la variable dependiente, las variables explicativas y los residuos respectivamente de los condados vecinos. Sin embargo, este modelo presenta problemas de identificación, ya que la estimación simultánea de los parámetros es compleja. En primer lugar, en el supuesto de que exista una relación espacial entre la variable dependiente, las explicativas y los residuos, se pueden presentar problemas de multicolinealidad. Por este motivo, de la restricción de la especificación surgen otros modelos, como el modelo Kelejian-Prucha (donde $\theta=0$) o el modelo de LeSage & Pace (2009) (donde $\lambda=0$), conocido como el modelo espacial de Durbin. A partir de este modelo espacial de Durbin, se derivan otros modelos asumiendo la suposición de que $\rho=0$, lo que nos lleva al modelo de Spatially Lagged X (SLX). Por último, si establecemos que $\theta = -\rho\beta$, obtenemos el modelo de error espacial (SEM).

Para seleccionar el modelo adecuado, debemos considerar las diversas estrategias que existen en la literatura. En primer lugar, optamos por la estrategia establecida por Anselin (1988). Esta estrategia comienza con la estimación simple de un modelo no espacial estimado por Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO):

$$y = X \beta + u,$$

Estimado el modelo anterior, el enfoque de Anselin propone verificar si el modelo no espacial es óptimo mediante la aplicación de tests del Multiplicador de Lagrange (LM). De esta forma, los tests LM indican que especificación es más adecuada para nuestro modelo. Concretamente se realizan 5 pruebas estadísticas para evaluar la posible dependencia espacial del modelo. Estas estadísticas incluyen una prueba LM para la dependencia espacial de los errores, para la variable dependiente, y sus análogas robustas a la presencia de falsos positivos. Por último, se realiza una prueba de conjunto que combina las pruebas de dependencia espacial de los errores y de las variables explicativas. Formalmente, contrastamos la dependencia espacial de ρ y λ .

$$y = \rho W y + X \beta + u, u = \lambda W u + \varepsilon,$$

Donde ε es un término de error de buen comportamiento y no correlacionado. Las pruebas para una variable dependiente con relación espacial contrastan si $\rho=0$, las pruebas para la autocorrelación espacial del error u evalúan si $\lambda=0$. W es la matriz de pesos espaciales. Por otro lado, también aplicamos la prueba de Moran, la cual contrasta si existe correlación espacial en los residuos de la estimación no espacial por MCO. En otras palabras, contrasta la hipótesis nula de no autocorrelación espacial en los residuos. La fórmula para este Índice es la siguiente:

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

Dónde x_i y x_j , en este caso, son observaciones de los términos del error de los condados i y j . \bar{x} es la media de los errores entre condados y w_{ij} es el elemento ij de la matriz de ponderaciones espaciales. N es el número de observaciones y $W = \sum_i^n \sum_j^n w_{ij}$ es el valor agregado de todas las ponderaciones espaciales. Un valor positivo y significativo de del índice de Moran I indica un agrupamiento espacial de valores similares, mientras que un valor negativo y significativo indica un agrupamiento espacial de valores diferentes.

Desde otra perspectiva, LeSage & Pace (2009) proponen la estimación de un Modelo Espacial de Durbin:

$$y = \rho W y + X \beta + W X \theta + u,$$

Dónde $u \sim N(0, \sigma^2 I_n)$.

En este caso, únicamente modelizaríamos dependencia espacial en los residuos en el supuesto en el que $\theta = -\rho \beta$, de tal manera que dispondríamos de un modelo de error espacial (SEM):

$$y = X \beta + u, \quad u = \lambda W u + \varepsilon \quad \text{dónde } \varepsilon \sim \text{i.i.d}$$

Más adelante, LeSage (2014), establece la necesidad de argumentar la especificación del modelo atendiendo a si nuestro modelo debería ser local o global. Esto es, si un efecto en un condado afecta en cierta medida a todos los demás o si, de otra manera, únicamente, afecta a los más próximos. Desde la intuición, en este Trabajo lo más plausible parece la implementación de un modelo local, debido a que parece más razonable que los efectos se produzcan de manera local. Por esto motivo, siguiendo a LeSage (2014) el modelo más razonable es el conocido como Modelo Espacial de Error de Durbin (SDEM):

$$y = X \beta + W X \theta + u, \quad u = \lambda W u + \varepsilon,$$

Como se puede observar en este modelo desaparece la dependencia espacial en la variable dependiente, pues debido al término $\rho W y$ el autoempleo de una región afectaría globalmente al resto de condados. Por otra parte, este modelo permite que exista una relación entre las variables explicativas de los condados próximos sobre el condado en concreto. Además, contempla la posibilidad de autocorrelación espacial en el proceso generador de los datos.

En definitiva, seguimos dos estrategias distintas. Primeramente, aplicamos la metodología de Anselin (1988). Para ello, estimamos un modelo lineal por MCO:

$$y = X \beta + u,$$

Dónde nuestras variables explicativas X son las siguientes: Tasa de desempleo (porcentaje), Población activa (porcentaje), Renta per cápita (escala logarítmica), Ingresos medianos del trabajador (escala logarítmica), Personas y familias por debajo del umbral de pobreza (%), Índice Conectividad inter-SES, Índice de Cohesión, Índice de Apoyo, Graduados de escuela secundaria o más (mayores de 25 años) (%), Personas con Título universitario o más (mayores de 25 años) (%), Hogares con conexión a internet (%), Población total (escala logarítmica), Población blanca (%), Población Afroamericana (%), Población Asiática (%), Viviendas ocupadas por propietarios (%), la edad mediana de la población del condado en años y el peso relativo de distintas industrias por condado¹.

¹ Las industrias son las siguientes: Agricultura, silvicultura, pesca y minería (%), Construcción (%), Manufactura (%), Comercio al por mayor (%), Comercio al por menor (%), Transporte y almacenamiento, y servicios públicos (%), Finanzas, seguros, bienes raíces y alquiler y arrendamiento (%), Profesional, científico, administrativo y gestión, y servicios de gestión de residuos (%), Servicios educativos, y atención médica y asistencia social (%), Artes,

Realizada la estimación (ver Tabla 3, para los resultados del modelo no-espacial), aplicamos los contrastes del multiplicador de Lagrange para cada uno de los modelos. Se puede apreciar un claro patrón en todos los modelos. Rechazamos hipótesis nula en el contraste robusto para el modelo de error espacial, y no rechazamos para el modelo con retardos espaciales en la dependiente. Por tanto, estos resultados sugieren la aplicación de un modelo espacial de error:

$$y = X\beta + u, u = \lambda Wu + \varepsilon \text{ donde } \varepsilon \sim \text{i.i.d}$$

Paralelamente, siguiendo a LeSage (2014) aplicaremos un modelo de error espacial de Durbin (SDEM), porque asumimos que el autoempleo no tiene un efecto global sobre todos los condados. Por tanto, la especificación del tercer modelo será:

$$y = X\beta + WX\theta + u, u = \lambda Wu + \varepsilon,$$

Donde observamos que las variables explicativas mencionadas previamente pueden tener un efecto sobre la variable dependiente del condado más próximo. Por otro lado, asume la presencia de autocorrelación espacial.

5. Resultados

La Tabla 3 muestra los resultados para la regresión por Mínimos Cuadrados Ordinarios sin efectos espaciales. Cada uno de los modelos incorpora una de las tres variables relacionadas con el capital social del condado. De este modo, los modelos 1,2,3 y 4 incorporan la conectividad inter-SES, la cohesión, la tasa de apoyo y, por último, las tres medidas a la vez. Podemos comprobar que, únicamente la conectividad inter-SES presenta una correlación estadísticamente significativa y positiva (entre las variables relativas al capital social). Al contrario, ambas el Índice de apoyo y cohesión presentan correlaciones negativas y estadísticamente significativas. En otras palabras, estos resultados sugieren que unos mayores valores de cohesión y apoyo se asocian con menores niveles de emprendimiento. Observamos el mismo tipo de relación negativa y estadísticamente significativa para las variables relacionadas con el logaritmo de la población, la renta per cápita y el porcentaje de individuos mayores de 25 años con educación secundaria. Por el contrario, encontramos correlaciones estadísticamente significativas y positivas entre la variable dependiente, y la proporción de individuos mayores de 25 años que cuentan con educación universitaria, la edad mediana de la población, la población afroamericana, la proporción de hogares con acceso a internet y la tasa de desempleo del condado. La proporción de población activa no presenta una relación estadísticamente significativa con nuestra variable dependiente. No obstante, debemos considerar que encontramos evidencia que sugiere la presencia de autocorrelación espacial en nuestros datos. En la Tabla 4, podemos observar valores positivos y significativos para el Índice de Moran en los residuos de los 4 primeros modelos. Este aspecto sugiere la presencia de autocorrelación espacial positiva, en otras palabras, los residuos cercanos geográficamente tienden a estar correlacionados positivamente. Esto puede ser indicativo de una estructura espacial no explicada en el modelo. Para plantear la especificación de nuestro modelo espacial observamos la Tabla 5, donde constatamos que el contraste robusto del Multiplicador de Lagrange para la introducción del retardo espacial en la variable dependiente no resulta estadísticamente significativo. Por este motivo, y siguiendo a Anselin (1988), elaboramos un Modelo de Error Espacial en la Tabla 5.

En primer lugar, la diferencia más notable con el modelo no espacial es que la conectividad entre distintos grupos pertenecientes a estatus socioeconómicos presenta ahora una correlación estadísticamente significativa y positiva con la variable dependiente. Esto sugeriría que mayores

entretenimiento, recreación, y servicios de alojamiento y alimentos (%), Otros servicios, excepto la administración pública (%) y Administración pública (%)

conexiones entre grupos de distintos entornos socioeconómicos se asociaría con una mayor actividad emprendedora. Por otro lado, surge una correlación estadísticamente significativa y positiva entre la variable dependiente y la población activa. En esta especificación espacial, la variable que refleja la proporción de hogares con acceso a internet no presenta una correlación estadísticamente significativa con el porcentaje de empresas unipersonales. Cabe mencionar que encontramos en los 4 modelos, un valor estadísticamente significativo al 1% y positivo de rho, situado entre el 0,44 y 0,45. Este aspecto valida la hipótesis planteada previamente de la existencia de autocorrelación espacial positiva en los residuos. Este aspecto es interesante, pues sugiere que un shock en un condado próximo podría afectar al emprendimiento a través de un componente no observado en el modelo, siendo la relación positiva. No obstante, realizamos el contraste de Hausman espacial propuesto por Pace & Sage (2008). Podemos observar los resultados del contraste en la Tabla 6, donde rechazamos la hipótesis nula en los 4 modelos. En otras palabras, este contraste realiza una comparación entre los parámetros estimados por el Modelo no espacial estimado por MCO y el Modelo de error espacial. La hipótesis nula sostiene que no existen diferencias significativas entre los parámetros de este modelo, lo que sugeriría que el modelo de error espacial sería un buen modelo para captar la autocorrelación espacial positiva. Sin embargo, de acuerdo con el razonamiento rechazar la hipótesis nula Pace & LeSage (2008) sugiere que ambos modelos planteados, Modelo no espacial y Modelo de error espacial, no serían los adecuados para reflejar el proceso generador de los datos.

Debido a los resultados obtenidos en el Test espacial de Hausman y siguiendo a LeSage (2014), aplicamos un Modelo de Error Espacial de Durbin. De esta manera, planteamos la posibilidad de autocorrelación espacial en los residuos y dependencia espacial en las variables predictoras. En la Tabla 8, podemos observar los resultados para los 4 modelos, donde debemos apreciar la diferenciación entre el efecto asociado a la variable predictora del propio condado y la variable retardada espacialmente (lagged). De tal manera, aquellos efectos asociados al contexto del propio condado son los efectos directos y los asociados a los condados próximos son los efectos indirectos. De nuevo encontramos un valor de rho estadísticamente significativo y positivo, aunque ligeramente menor al valor observado en el Modelo de error espacial, entre 0,37 y 0,35. De esta manera, un shock positivo en los residuos de los condados próximos afectaría positivamente a nuestra variable dependiente. En cuanto a los efectos directos, observamos una correlación estadísticamente significativa y negativa entre la variable dependiente y la población asiática, el ingreso mediano del trabajador, la población total, la proporción de individuos que cuentan con educación secundaria (mayores de 25 años) y el Índice de Cohesión. Al contrario, existe una correlación positiva y estadísticamente significativa entre las empresas unipersonales no agrícolas y la proporción de población afroamericana, la edad mediana de la población, la proporción de vivienda en propiedad, la tasa de desempleo, la proporción de individuos con educación universitaria, la conectividad entre individuos de distintos estatus socioeconómicos y la población activa.

En cuanto a los efectos indirectos, comprobamos correlaciones estadísticamente significativas y negativas entre las variables retardadas espacialmente de la proporción de población blanca para los modelos 1 y 2, el ingreso mediano, la proporción de vivienda en propiedad, la tasa de desempleo en los modelos 1, 3 y 4, la conectividad entre distintos grupos, la proporción de población activa y la edad mediana de la población. Al contrario, las correlaciones estadísticamente significativas y positivas se observan en la proporción de individuos con acceso a internet, la proporción de individuos con educación universitaria y la proporción de individuos y hogares por debajo del umbral de la pobreza.

En definitiva, en los tres modelos observamos un patrón similar para las variables referidas al capital social. Para la variable conectividad entre grupos de distinto estatus socioeconómico. Esto es, mayor proporción de amigos de alto estatus socioeconómico entre individuos de bajo estatus

socioeconómico se asocia con una mayor actividad emprendedora en el mismo condado. Al contrario, mayor Índice de cohesión, es decir, mayor proporción de amigos de un individuo que también son amigos entre sí se asocia negativamente con las empresas unipersonales de un condado. Algo similar ocurre para la Tasa de apoyo, proporción de amistades dentro del condado donde el par de amigos comparte un tercer amigo mutuo dentro del mismo condado, que presenta una correlación estadísticamente significativa y negativa en el Modelo no espacial y el Modelo de error espacial pero no significativa estadísticamente en el Modelo de error espacial de Durbin.

Estos hallazgos sugieren que las conexiones con personas que poseen un estatus socioeconómico superior pueden ejercer una influencia significativa en la decisión de emprender. Esto podría deberse a que tales conexiones pueden proporcionar acceso a recursos financieros, conocimientos especializados o redes de apoyo empresarial, factores clave para la iniciativa emprendedora. Por otro lado, se ha observado que un mayor Índice de Cohesión, se asocia de manera inversamente proporcional con el número de empresas unipersonales en un condado. Este resultado apunta a la posibilidad de que un alto grado de cohesión social en una comunidad podría no configurar un entorno favorable para el emprendimiento.

Los resultados de este Trabajo se relacionan con las ideas de Granovetter (1974) sobre la importancia de los "lazos débiles" en las redes sociales y cómo pueden influir en las decisiones de emprendimiento. La observación de que las conexiones con personas que poseen un estatus socioeconómico superior están asociadas positivamente con la decisión de emprender respalda la noción de que las redes sociales con lazos débiles, es decir, conexiones fuera del círculo inmediato de familiares y amigos cercanos, pueden ser más efectivas para encontrar oportunidades de emprendimiento. En este caso, las conexiones con individuos de alto estatus socioeconómico pueden proporcionar acceso a recursos financieros, conocimientos especializados y redes de apoyo empresarial, lo que fomenta la iniciativa emprendedora. Por otro lado, la observación de que un mayor Índice de Cohesión se asocia inversamente con el número de empresas unipersonales en un condado no respalda la idea de que las redes densas y fuertes, que promueven la cohesión social, pueden no ser propicias para el desarrollo de empresas unipersonales. Esta idea se relaciona con la perspectiva opuesta a la de Granovetter, que destaca la relevancia de las redes densas y fuertes como un recurso valioso. En este caso, un alto grado de cohesión social puede limitar la diversidad de conexiones y restringir el acceso a recursos y perspectivas externas, lo que afecta negativamente el emprendimiento en la comunidad.

En resumen, los resultados apuntan a que el capital social, entendido como las relaciones sociales y las conexiones entre individuos, desempeña un papel relevante en la actividad emprendedora en un área geográfica. Las relaciones con personas de diferentes estatus socioeconómicos pueden estimular la actividad emprendedora, mientras que la cohesión social localizada y el apoyo social en el ámbito local pueden tener efectos negativos en la creación de empresas unipersonales en un condado.

6. Conclusión

El objetivo principal de este Trabajo es el análisis del capital social en la actividad emprendedora en el territorio de los Estados Unidos. Para llevar a cabo este estudio, hemos empleado datos de Empresas Unipersonales no Agrícolas (NFP) como indicador del emprendimiento y el autoempleo en el país. Al mismo tiempo, incorporamos a nuestros análisis variables relacionadas con el contexto socioeconómico obtenidas del US Census Bureau, así como datos de redes sociales de Facebook para examinar las estructuras sociales. La motivación fundamental que sustenta esta investigación radica en la comprensión de cómo las estructuras de capital social, inspiradas en las teorías de "la fuerza de los lazos débiles" y "lazos fuertes," influyen en la

actividad emprendedora en diferentes condados de los Estados Unidos. El acceso a los datos de redes sociales de Facebook nos permite explorar cómo las conexiones entre individuos con diferentes niveles socioeconómicos y el grado de cohesión social en una comunidad pueden contribuir al emprendimiento.

Desde una perspectiva metodológica, hemos adoptado un enfoque que integra herramientas de econometría espacial para analizar el fenómeno del autoempleo en los Estados Unidos. Para entender las relaciones espaciales que pueden influir en el porcentaje de empresas unipersonales no agrícolas a nivel de condado, hemos seguido la Ley de Tobler, que postula que las áreas cercanas mantienen relaciones más fuertes. En consecuencia, hemos construido una matriz de ponderaciones espaciales basada en la proximidad geográfica de cada condado a sus vecinos más cercanos. Esta estructura espacial nos ha permitido analizar las relaciones entre las variables de diferentes condados y el emprendimiento. En definitiva, nuestro enfoque de econometría espacial proporciona el fundamento para investigar la dependencia espacial y examinar la influencia que las áreas vecinas ejercen sobre el porcentaje de empresas unipersonales no agrícolas en cada condado.

Los resultados de este estudio resaltan la significativa influencia del capital social en la actividad emprendedora en los Estados Unidos. Observamos que, entre las variables relacionadas con el capital social, únicamente la conectividad entre distintos grupos socioeconómicos presenta una correlación estadísticamente significativa y positiva con la actividad emprendedora, indicando que las conexiones con individuos de alto estatus socioeconómico están asociadas positivamente al emprendimiento. Por el contrario, tanto el Índice de apoyo como la cohesión presentan correlaciones negativas y significativas, sugiriendo que un mayor apoyo social localizado y una mayor cohesión social pueden estar relacionados con niveles más bajos de emprendimiento.

Además, hemos documentado la presencia de autocorrelación y dependencia espaciales en los datos, lo que nos llevó a elegir un Modelo espacial de error y el Modelo espacial de error de Durbin para captar estas relaciones espaciales. Los resultados enfatizan la relevancia de las redes sociales con "lazos débiles," como las conexiones con individuos de alto estatus socioeconómico, en la promoción de la iniciativa emprendedora. Este Trabajo contribuye así a una comprensión más profunda de las teorías de capital social y sus implicaciones en el contexto del emprendimiento. Nuestras conclusiones respaldan la idea de que las redes sociales con "lazos débiles" desempeñan un papel crucial en el fomento de la iniciativa emprendedora. Este hallazgo está en sintonía con las ideas de Granovetter (1974) sobre la importancia de los "lazos débiles" en la creación de oportunidades emprendedoras. La observación de que las conexiones con individuos de alto estatus socioeconómico están asociadas positivamente con el emprendimiento resalta la relevancia de estas relaciones para el acceso a recursos financieros, conocimientos especializados y redes de apoyo empresarial, factores clave en el proceso emprendedor. Además, la correlación negativa entre la cohesión social localizada y el emprendimiento no contemplaría la perspectiva de las redes densas y fuertes como un recurso valioso, lo que agrega una dimensión alternativa a las teorías de capital social.

Referencias

- Acs, Z. J., & Armington, C. (2006). *Entrepreneurship, geography, and American economic growth*. Cambridge University Press.
- Allen, W. D. (2000). Social networks and self-employment. *The Journal of socio-economics*, 29(5), 487-501.
- Almeida, A., Golpe, A., & Justo, R. (2021). From hot to cold: A spatial analysis of self-employment in the United States. *Papers in Regional Science*, 100(4), 1005-1023.
- Anselin, L. (1988). Lagrange multiplier test diagnostics for spatial dependence and spatial heterogeneity. *Geographical analysis*, 20(1), 1-17.
- Barrado, B., & Molina, J. A. (2015). Factores macroeconómicos que estimulan el emprendimiento. Un análisis para los países desarrollados y no desarrollados. *Documento de Trabajo*, 6.
- Belloc, I., Molina, J. A., & Velilla, J. (2022). Living in rural areas and self-employment. IZA DP, nº 15059.
- Bignall, N. M., & Debbage, K. G. (2020). Self-employment by US county: key predictors. *Journal of Enterprising Communities: People and Places in the Global Economy*, 14(4), 583-602.
- Braunerhjelm, P., Acs, Z. J., Audretsch, D. B., & Carlsson, B. (2010). The missing link: knowledge diffusion and entrepreneurship in endogenous growth. *Small Business Economics*, 34, 105-125.
- Bourdieu, P. (2018). The forms of capital. In *The sociology of economic life* (pp. 78-92). Routledge.
- Campaña, J.C., Giménez-Nadal, J.I. and Molina, J.A. (2016). Differences between self-employees and wage earners in time uses: Aragón vs. Spain. MPRA Paper 71463.
- Campaña, J. C., Giménez-Nadal, J. I., & Molina, J. A. (2020). Self-employed and employed mothers in Latin American families: Are there differences in paid work, unpaid work, and child care?. *Journal of Family and Economic Issues*, 41, 52-69.
- Cheng, S., & Li, H. (2011). Spatially varying relationships of new firm formation in the United States. *Regional Studies*, 45(6), 773-789.
- Chetty, R., Jackson, M. O., Kuchler, T., Stroebe, J., Hendren, N., Fluegge, R. B., ... & Wernerfelt, N. (2022a). Social capital I: measurement and associations with economic mobility. *Nature*, 608(7921), 108-121.
- Chetty, R., Jackson, M. O., Kuchler, T., Stroebe, J., Hendren, N., Fluegge, R. B., ... & Wernerfelt, N. (2022b). Social capital II: determinants of economic connectedness. *Nature*, 608(7921), 122-134.
- Coleman, J. S. (1988). Social capital in the creation of human capital. *American journal of sociology*, 94, S95-S120.

- Cowell, M., Lyon-Hill, S., & Tate, S. (2018). It takes all kinds: understanding diverse entrepreneurial ecosystems. *Journal of Enterprising Communities: People and Places in the Global Economy*, 12(2), 178-198.
- Debbage, K. G., & Bowen, S. (2018). Non-farm proprietorship employment by US metropolitan area. *Journal of Enterprising Communities: People and Places in the Global Economy*, 12(2), 139-157.
- Fritsch, M., & Wyrwich, M. (2014). *The effect of regional entrepreneurship culture on economic development: Evidence for Germany* (No. 2014-014). Jena Economic Research Papers.
- Gimenez-Nadal, J. I., Molina, J. A., & Ortega, R. (2012). Self-employed mothers and the work-family conflict. *Applied Economics*, 44(17), 2133-2147.
- Giménez, J.I. , Molina, J.A. and Velilla, J. (2015). Excess commuting in the US: Differences between the self-employed and employees. IZA DP N° 9425.
- Giménez, J.I. , Molina, J.A. and Velilla, J. (2016). A wage- efficiency spatial model for US self-employed workers. IZA DP N° 9634.
- Gimenez-Nadal, J. I., Molina, J. A., & Velilla, J. (2018). The commuting behavior of workers in the United States: differences between the employed and the self-employed. *Journal of transport geography*, 66, 19-29.
- Giménez-Nadal, J. I., Molina, J. A., & Velilla, J. (2022a). Intergenerational correlation of self-employment in Western Europe. *Economic Modelling*, 108, 105741.
- Giménez-Nadal, J. I., Molina, J. A., & Velilla, J. (2022b). The intergenerational correlation of employment in Europe: a cross-country analysis. *Applied Economics Letters*, 29(11), 1022-1026.
- Goetz, S. J., & Rupasingha, A. (2009). Determinants of growth in non-farm proprietor densities in the US, 1990–2000. *Small Business Economics*, 32, 425-438.
- Goetz, S. J., & Rupasingha, A. (2014). The determinants of self-employment growth: Insights from county-level data, 2000-2009. *Economic Development Quarterly*, 28(1), 42-60.
- Henderson, J., & Weiler, S. (2010). Entrepreneurs and job growth: probing the boundaries of time and space. *Economic development quarterly*, 24(1), 23-32.
- Jackson, M. O. (2020). A typology of social capital and associated network measures. *Social choice and welfare*, 54(2-3), 311-336.
- Kangasharju, A. (2000). Regional variations in firm formation: Panel and cross-section data evidence from Finland. *Papers in Regional Science*, 79(4), 355-373.
- Kerr, W. R., & Mandorff, M. (2023). Social networks, ethnicity, and entrepreneurship. *Journal of Human Resources*, 58(1), 183-220.
- LeSage, J. P., & Pace, R. K. (2009). Spatial econometric models. In *Handbook of applied spatial analysis: Software tools, methods and applications* (pp. 355-376). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.

- LeSage, J. P. (2014). What regional scientists need to know about spatial econometrics. Available at SSRN 2420725.
- Liguori, E., Winkler, C., Hechavarria, D., & Lange, J. (2018). Interdisciplinary perspectives on entrepreneurial ecosystems. *Journal of Enterprising Communities: People and Places in the Global Economy*, 5.
- Loury, G. C. (1976). *A dynamic theory of racial income differences* (No. 225). Discussion paper.
- Matilla-García, M. (2017). Aspectos cuantitativos del análisis de redes sociales. *Papeles de Economía Española*, 152, 2.
- Molina, J. A. (2020). Family and entrepreneurship: New empirical and theoretical results. *Journal of Family and Economic Issues*, 41, 1-3.
- Molina, J.A., Velilla, J. and Ortega, R. (2016). The decision to become an entrepreneur in Spain: the role of household finances. *International Journal of Entrepreneurship*, 20(1), 57-73.
- Pace, R. K., & LeSage, J. P. (2008). A spatial Hausman test. *Economics Letters*, 101(3), 282-284.
- Portes, A. (1998). Social capital: Its origins and applications in modern sociology. *Annual review of sociology*, 24(1), 1-24.
- Putnam, R. (1993). The prosperous community: Social capital and public life. *The American*, 4.
- Rupasingha, A., & Goetz, S. J. (2013). Self-employment and local economic performance: Evidence from US counties. *Papers in Regional Science*, 92(1), 141-161.
- Simoës, N., Crespo, N., & Moreira, S. B. (2016). Individual determinants of self-employment entry: What do we really know?. *Journal of economic surveys*, 30(4), 783-806.
- Shrestha, S. S., Goetz, S. J., & Rupasingha, A. (2007). Proprietorship formations and US job growth. *Review of Regional Studies*, 37(2), 146-168.
- Stam, E. (2010). Entrepreneurship, evolution and geography. *The handbook of evolutionary economic geography*, 307-348.
- Velilla, J., Molina, J. A., & Ortega, R. (2018). Why older workers become entrepreneurs? International evidence using fuzzy set methods. *The Journal of the Economics of Ageing*, 12, 88-95.
- Walter, S. G., & Heinrichs, S. (2015). Who becomes an entrepreneur? A 30-years-review of individual-level research. *Journal of Small Business and Enterprise Development*, 22(2), 225-248.

Tabla 1. Descripción de las variables utilizadas en el análisis.

VARIABLES	Descripción
Características socioeconómicas	
Empresas Unipersonales No-agrícolas (%)	Porcentaje de empresas unipersonales no agrícolas por condado
Población activa (%)	Porcentaje de individuos que pertenecen a la población activa
Tasa de desempleo (%)	Porcentaje de individuos en desempleo
Ingreso mediano del trabajador (dólares)	Ingreso mediano en dólares por trabajador
Renta per cápita (dólares)	Renta per cápita (dólares)
Población total	Población total por condado
Edad mediana de la población	Edad mediana de la población en años
Viviendas en propiedad (%)	Proporción de hogares en régimen de propiedad
Tasa de pobreza (%)	Proporción de hogares e individuos por debajo del umbral de la pobreza
Industrias	Porcentajes referidos a los individuos en edad de trabajar pertenecientes a 13 categorías sectoriales distintas
Industria 1	Porcentaje de individuos en el sector de agricultura, silvicultura, pesca y caza, y minería
Industria 2	Porcentaje de individuos en el sector de la construcción
Industria 3	Porcentaje de individuos en el sector de la manufactura
Industria 4	Porcentaje de individuos en el sector de comercio al por mayor
Industria 5	Porcentaje de individuos en el sector de comercio al por menor
Industria 6	Porcentaje de individuos en el sector de transporte y almacenamiento, y servicios públicos
Industria 7	Porcentaje de individuos en el sector de finanzas, seguros, bienes raíces y alquiler y arrendamiento
Industria 8	Porcentaje de individuos en el sector de servicios profesionales, científicos, de gestión y administrativos y de gestión de residuos
Industria 9	Porcentaje de individuos en el sector de servicios educativos, y atención médica y asistencia social
Industria 10	Porcentaje de individuos en el sector artístico, de entretenimiento, recreación y servicios de alojamiento y alimentos
Industria 11	Porcentaje de individuos en el otro servicio, excepto administración pública
Industria 12	Porcentaje de individuos en el sector de la administración pública

Tabla 1. Descripción de las variables utilizadas en el análisis. (Continuación)

VARIABLES	Descripción
Características sociales	
Educación secundaria (%)	Porcentaje de individuos mayores de 25 años que cuentan con educación secundaria o un mayor nivel formativo
Educación universitaria (%)	Porcentaje de individuos que disponen de educación universitaria o un nivel formativo mayor (%)
Blanco (%)	Porcentaje de individuos de ascendencia blanca
Afroamericano (%)	Porcentaje de individuos de ascendencia afroamericana
Asiático (%)	Porcentaje de individuos de ascendencia asiática
Acceso a internet (%)	Proporción de hogares con acceso a internet
Capital social	
Conectividad inter-SES	Dos veces la proporción de amigos de alto estatus socioeconómico entre individuos de bajo estatus socioeconómico, promediado en todos los individuos de bajo estatus socioeconómico.
Índice de Cohesión	La fracción promedio de pares de amigos de un individuo que también son amigos entre sí.
Tasa de apoyo	La proporción de amistades dentro del condado donde el par de amigos comparte un tercer amigo mutuo dentro del mismo condado.

Nota: Descripción de las variables empleadas en el análisis. Los datos relacionados con las características socioeconómicas provienen del American Census Bureau DP03. Las variables relacionadas con las características sociales provienen del American Census Bureau DP02 y DP05. Los datos referentes al porcentaje de Empresas Unipersonales No Agrícolas provienen del Bureau of Economic Analysis. Finalmente, las variables relacionadas con el capital social de los condados de los EEUU son proporcionados por Chetty et al. (2022a, 2022b).

Tabla 2. Estadística descriptiva

VARIABLES	Media	D.T
Empresas unipersonales no-agrícolas (%)	24.511	6.517
Tasa de desempleo (%)	5.207	2.436
Población activa (%)	58.507	7.745
Renta per cápita (dólares)	29,068.022	6,942.266
Ingresos medianos de los trabajadores (dólares)	32,471.947	5,864.881
Personas y familias por debajo del umbral de pobreza (%)	10.461	5.300
Conectividad inter-SES	0.814	0.177
Cohesión	0.116	0.020
Índice de Apoyo	0.989	0.015
Graduados de escuela secundaria o más (mayores de 25 años) (%)	87.643	5.804
Título universitario o más (mayores de 25 años) (%)	22.528	9.556
Nacidos en el extranjero	14,570.230	93,337.872
Hogares con conexión a internet (%)	78.716	7.995
Población total	108,132.105	339,529.086
Blanco (%)	82.066	16.435
Afroamericano (%)	8.861	14.061
Asiático (%)	1.403	2.811
Viviendas ocupadas por propietarios (%)	72.119	8.085
Agricultura, silvicultura, pesca y minería (%)	5.915	6.167
Construcción (%)	7.581	2.438
Manufactura (%)	12.469	7.049
Comercio al por mayor (%)	2.347	1.219
Comercio al por menor (%)	11.143	2.351
Transporte y almacenamiento, y servicios públicos (%)	5.741	2.132
Finanzas, seguros, bienes raíces y alquiler y arrendamiento (%)	4.632	1.970
Profesional, científico, administrativo y gestión, y servicios de gestión de residuos (%)	7.162	3.354
Servicios educativos, y atención médica y asistencia social (%)	23.396	4.577
Artes, entretenimiento, recreación, y servicios de alojamiento y alimentos (%)	8.125	3.418
Otros servicios, excepto la administración pública (%)	4.682	1.321
Administración pública (%)	5.498	2.999
Edad mediana de la población (Años)	41.455	5.283

Nota: Datos correspondientes para el año 2020 del Census Bureau. El dato correspondiente a las Empresas Unipersonales No-agrícolas se ha obtenido de Bureau of Economic Analysis (BEA). Son datos disponibles para 2984 condados de los Estados Unidos, no se consideran los Estados de Puerto Rico, Alaska y Samoa Americana. Las cifras relacionadas con la Conectividad Inter-ses, la Cohesión y el Índice de apoyo provienen de los datos disponibles en Social Capital Atlas.

Tabla 3. Modelos de Regresión Lineal no Espacial

	<i>Variable dependiente:</i>			
	Empresas Unipersonales no Agrícolas			
	(1)	(2)	(3)	(4)
Log renta pc.	-4.487*** (1.299)	-3.466*** (1.287)	-3.873*** (1.292)	-3.505*** (1.288)
Pob .blanca	-0.031** (0.015)	-0.007 (0.014)	-0.013 (0.014)	-0.015 (0.015)
Pob. afro-ame.	0.060*** (0.014)	0.090*** (0.014)	0.068*** (0.014)	0.089*** (0.014)
Pob. asiática	-0.055 (0.057)	0.030 (0.055)	-0.059 (0.056)	-0.024 (0.057)
Edad mediana	0.274*** (0.031)	0.272*** (0.030)	0.271*** (0.031)	0.285*** (0.031)
Log ing. med.	-1.703* (1.027)	-1.363 (1.012)	-1.892* (1.021)	-1.821* (1.016)
Log población	-0.802*** (0.133)	-1.323*** (0.137)	-0.879*** (0.128)	-1.190*** (0.142)
Acceso a internet	0.069*** (0.020)	0.053*** (0.020)	0.063*** (0.020)	0.049** (0.020)
Vivienda prop.	0.235*** (0.017)	0.253*** (0.017)	0.234*** (0.017)	0.246*** (0.017)
Desempleo	0.095* (0.052)	0.116** (0.051)	0.077 (0.051)	0.110** (0.051)
Educación 2	-0.182*** (0.028)	-0.165*** (0.026)	-0.157*** (0.026)	-0.183*** (0.027)
Educación 3	0.207*** (0.024)	0.203*** (0.024)	0.197*** (0.024)	0.187*** (0.024)
Pobreza	-0.031 (0.035)	0.007 (0.035)	-0.034 (0.035)	0.010 (0.035)
Conectividad int.	2.944*** (1.066)			2.169** (1.063)
Cohesión		-62.450*** (7.648)		-54.796*** (7.933)
Apoyo			-45.503*** (8.120)	-27.294*** (8.452)
Población act.	0.021 (0.024)	0.023 (0.024)	0.026 (0.024)	0.017 (0.024)
Constante	45.070*** (11.637)	41.916*** (11.374)	85.382*** (14.025)	72.751*** (14.074)
Observaciones	2,954	2,954	2,954	2,954
R ²	0.442	0.453	0.446	0.456
R ² Ajustado	0.436	0.448	0.441	0.450
Error estándar res.	4.838 (df = 2926)	4.790 (df = 2926)	4.818 (df = 2926)	4.778 (df = 2924)
Estadístico F	85.694*** (df = 27; 2926)	89.599*** (df = 27; 2926)	87.266*** (df = 27; 2926)	84.415*** (df = 29; 2924)

Nota:

* p < 0.1
** p < 0.05
*** p < 0.01

Nota: Los modelos controlan por los pesos relativos de la industria.

Tabla 4. Test de Moran para autocorrelación espacial de los residuos

Modelo	Moran I	Valor p	Valor Esperado
Modelo 1	0.203	< 0.0001	-0.003
Modelo 2	0.191	< 0.0001	-0.003
Modelo 3	0.196	< 0.0001	-0.003
Modelo 4	0.193	< 0.0001	-0.003

Nota: Test de autocorrelación espacial para los residuos de los cuatro modelos de regresión lineal no espaciales

Tabla 5. Diagnóstico del multiplicador de Lagrange para Dependencia Espacial

Modelo	LMerr	LMLag	RLMerr	RLMLag	SARMA
Modelo 1	325.372	195.862	130.054	0.544	325.916
Modelo 2	288.074	175.905	112.258	0.089	288.163
Modelo 3	304.418	188.326	116.201	0.108	304.526
Modelo 4	292.727	179.118	113.664	0.055	292.782

Nota: Diagnóstico del multiplicador de lagrange para Dependencia Espacial de los cuatro modelos de regresión lineal no espaciales. Observamos 5 contrastes: dos para para contrastar la dependencia espacial en la variable dependiente (LMLag y RLMLag), dos para contrastar la dependencia espacial en los errores (LMerr y RLMerr) y un contraste de completitud (SARMA).

Tabla 6. Modelo de Error Espacial

	Variable dependiente			
	Empresas unipersonales no agrícolas			
	(1)	(2)	(3)	(4)
Log renta pc.	-4.782*** (1.266)	-4.102*** (1.266)	-4.351*** (1.269)	-4.249*** (1.261)
Pob .blanca	-0.016 (0.017)	0.013 (0.015)	0.016 (0.015)	-0.010 (0.016)
Pob. afro-ame.	0.061*** (0.016)	0.085*** (0.016)	0.073*** (0.016)	0.077*** (0.016)
Pob. asiática	-0.114* (0.059)	-0.022 (0.058)	-0.079 (0.058)	-0.097 (0.059)
Edad mediana	0.305*** (0.031)	0.287*** (0.031)	0.292*** (0.031)	0.309*** (0.031)
Log ing. med.	-0.369 (1.003)	-0.218 (1.001)	-0.520 (1.007)	-0.562 (1.000)
Log población	-0.631*** (0.139)	-1.170*** (0.144)	-0.781*** (0.134)	-0.935*** (0.150)
Acceso a internet	0.021 (0.020)	0.018 (0.020)	0.023 (0.020)	0.012 (0.020)
Vivienda prop.	0.285*** (0.017)	0.298*** (0.017)	0.284*** (0.017)	0.289*** (0.017)
Desempleo	0.176*** (0.049)	0.167*** (0.049)	0.149*** (0.050)	0.174*** (0.049)
Educación 2	-0.188*** (0.030)	-0.153*** (0.028)	-0.143*** (0.028)	-0.190*** (0.030)
Educación 3	0.161*** (0.024)	0.179*** (0.024)	0.172*** (0.024)	0.155*** (0.024)
Pobreza	-0.043 (0.033)	-0.034 (0.033)	-0.061* (0.033)	-0.023 (0.033)
Conectividad int.	6.383*** (1.178)			5.096*** (1.179)
Cohesión		-52.246*** (8.066)		-43.131*** (8.370)
Apoyo			-35.889*** (8.003)	-18.856** (8.319)
Población act.	0.063*** (0.024)	0.062*** (0.024)	0.068*** (0.024)	0.056** (0.024)
Constante	29.912** (11.917)	32.075*** (11.863)	62.834*** (14.429)	53.885*** (14.383)
Observaciones	2,954	2,954	2,954	2,954
Log Verosimilitud	-8,674.357	-8,668.059	-8,678.697	-8,654.797
σ^2	19.833	19.902	20.015	19.677
Akaike Inf. Crit.	17,408.710	17,396.120	17,417.400	17,373.590
Test Wald (df = 1)	468.063***	370.752***	389.095***	400.120***
LR Test (df = 1)	319.755***	273.492***	287.230***	283.184***

Nota:

* p < 0.05
** p < 0.01
*** p < 0.001

Nota: Los modelos controlan por los pesos relativos de la industria.

Tabla 7. Contraste de Hausman

Modelo	Test de Hausman	Grados de libertad	Valor p
Modelo 5	218.94	28	< 0.0001
Modelo 6	194.7	28	< 0.0001
Modelo 7	196.3	28	< 0.0001
Modelo 8	209.7	30	< 0.0001

Nota: Contraste espacial de Hausman para los modelos de error espacial de la Tabla 6.

Tabla 8. Modelo de Error Espacial de Durbin

	Variable dependiente			
	Empresas unipersonales no agrícolas			
	(1)	(2)	(3)	(4)
Log renta pc.	-4.763*** (1.249)	-4.374*** (1.255)	-4.622*** (1.258)	-4.311*** (1.248)
Pob. blanca	-0.004 (0.018)	0.042** (0.016)	0.046*** (0.016)	-0.001 (0.018)
Pob. Afro-amer.	0.029 (0.019)	0.055*** (0.019)	0.050*** (0.019)	0.037* (0.019)
Pob asiatica	-0.145** (0.058)	-0.053 (0.057)	-0.090 (0.057)	-0.129** (0.058)
Edad mediana	0.293*** (0.031)	0.274*** (0.031)	0.276*** (0.031)	0.296*** (0.031)
Log ing. mediano	-1.754* (0.989)	-1.679* (0.990)	-1.807* (0.994)	-1.781* (0.986)
Log población	-0.665*** (0.139)	-1.130*** (0.145)	-0.855*** (0.137)	-0.885*** (0.151)
Acceso a internet	0.010 (0.020)	0.009 (0.020)	0.014 (0.020)	0.004 (0.020)
Vivienda prop	0.244*** (0.017)	0.262*** (0.017)	0.253*** (0.017)	0.251*** (0.017)
Desempleo	0.138*** (0.049)	0.136*** (0.049)	0.122** (0.049)	0.144*** (0.049)
Educación 2	-0.126*** (0.030)	-0.084*** (0.030)	-0.078*** (0.030)	-0.130*** (0.030)
Educación 3	0.144*** (0.024)	0.168*** (0.024)	0.167*** (0.024)	0.139*** (0.024)
Pobreza	-0.024 (0.033)	-0.022 (0.033)	-0.042 (0.033)	-0.006 (0.033)
Conectividad int.	7.833*** (1.221)			7.334*** (1.240)
Cohesión		-38.849*** (8.209)		-31.145*** (8.460)
Apoyo			-21.599*** (7.959)	-6.183 (8.225)
Población act.	0.050** (0.024)	0.048** (0.024)	0.049** (0.024)	0.047** (0.024)

Tabla 9. Modelo de Error Espacial de Durbin (cont.)

	Variable dependiente			
	Empresas unipersonales no agrícolas			
	(1)	(2)	(3)	(4)
lag.Log renta pc.	0.971 (2.766)	1.808 (2.759)	1.294 (2.760)	2.152 (2.763)
lag.Pob. blanca	-0.027 (0.030)	-0.055* (0.029)	-0.073** (0.029)	-0.007 (0.031)
lag.Pob. Afro-am.	0.019 (0.029)	0.025 (0.030)	0.003 (0.029)	0.046 (0.030)
lag.Pob. asiatica	0.067 (0.108)	0.043 (0.106)	-0.018 (0.105)	0.105 (0.109)
lag. Edad mediana	-0.106* (0.064)	-0.076 (0.063)	-0.085 (0.063)	-0.093 (0.063)
lag.Ing. median.	-3.974* (2.129)	-4.123* (2.109)	-4.236** (2.123)	-4.302** (2.116)
lag.Log población	-0.272 (0.265)	-0.144 (0.272)	-0.088 (0.257)	-0.375 (0.281)
Lag. Acceso Internet	0.129*** (0.042)	0.113*** (0.042)	0.123*** (0.042)	0.113*** (0.042)
lag.Vivienda prop.	-0.168*** (0.035)	-0.161*** (0.035)	-0.171*** (0.034)	-0.156*** (0.035)
lag. Desempleo	-0.223** (0.110)	-0.177 (0.110)	-0.222** (0.110)	-0.198* (0.110)
lag.Educación 2	0.040 (0.055)	-0.002 (0.051)	-0.007 (0.052)	0.039 (0.054)
lag. Educación 3	0.175*** (0.050)	0.137*** (0.050)	0.140*** (0.050)	0.153*** (0.050)
lag.pobreza	0.140* (0.074)	0.198*** (0.075)	0.168** (0.074)	0.180** (0.075)
lag.Conectividad	-7.349*** (2.094)			-7.043*** (2.115)
lag.Cohesión		-12.006 (15.867)		-14.355 (16.344)
lag.Apoyo			-19.770 (16.023)	-21.263 (16.623)
lag.Pob act.	-0.113** (0.049)	-0.104** (0.048)	-0.112** (0.049)	-0.112** (0.048)

Tabla 9. Modelo de Error Espacial de Durbin (cont.)

	Variable dependiente			
	Empresas unipersonales no agrícolas			
	(1)	(2)	(3)	(4)
Observaciones	2,954	2,954	2,954	2,954
Log Verosimilitud	-8,549.790	-8,558.936	-8,567.383	-8,538.674
sigma2	18.631	18.780	18.881	18.517
Akaike Inf. Crit.	17,213.580	17,231.870	17,248.760	17,199.350
Wald Test (df = 1)	215.883***	198.303***	202.039***	202.332***
LR Test (df = 1)	201.512***	185.314***	189.638***	189.025***

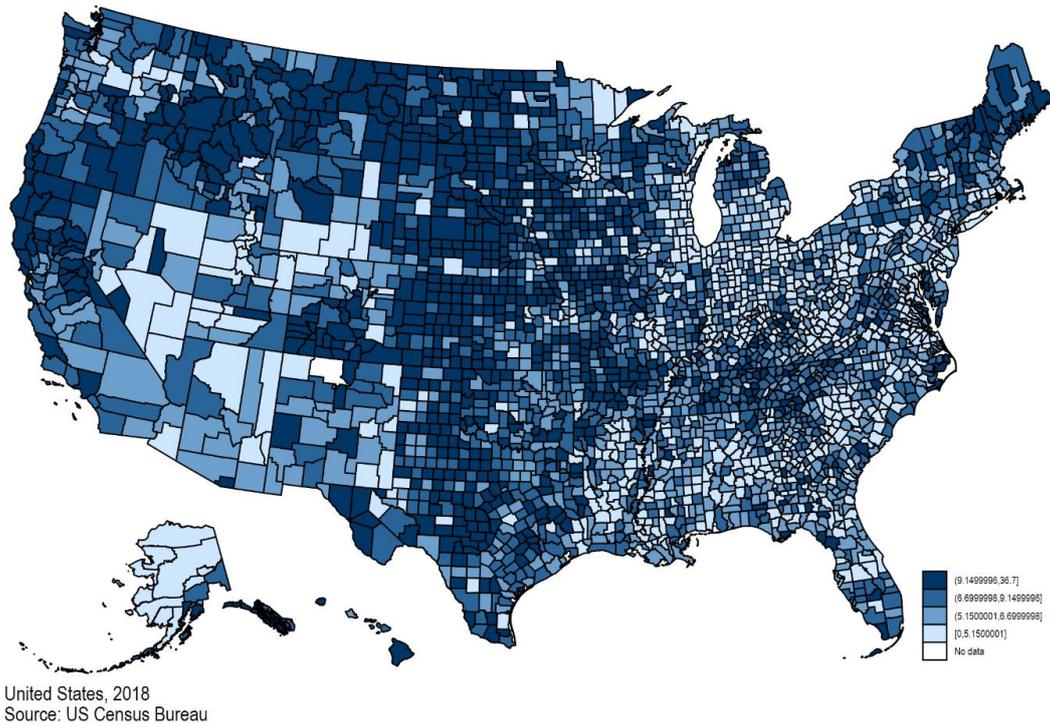
Note:

* ** *** p<0.01

Nota: Los modelos controlan por los pesos relativos de la industria.

Anexo

Figura 1. Mapa de cuantiles. Tasa de autoempleo por condado en EEUU (2018)



Nota: Mapa de cuantiles de la tasa de autoempleo en EEUU para el año 2018. Elaboración propia a partir de los datos de Census Bureau del año 2018.