



RedNHE

Red Nacional de
Investigadores
en Economía

Regresiones SUR Espaciales. Análisis Espacio-temporal del Empleo Sectorial en Argentina

Pablo Fernández (investigador independiente)

Marcos Herrera-Gómez (Universidad Nacional de Río Cuarto/CONICET)

DOCUMENTO DE TRABAJO N° 279

Octubre de 2023

Los documentos de trabajo de la RedNIE se difunden con el propósito de generar comentarios y debate, no habiendo estado sujetos a revisión de pares. Las opiniones expresadas en este trabajo son de los autores y no necesariamente representan las opiniones de la RedNIE o su Comisión Directiva.

The RedNIE working papers are disseminated for the purpose of generating comments and debate, and have not been subjected to peer review. The opinions expressed in this paper are exclusively those of the authors and do not necessarily represent the opinions of the RedNIE or its Board of Directors.

Citar como:

Fernández, Pablo y Marcos Herrera-Gómez (2023). Regresiones SUR Espaciales. Análisis Espacio-temporal del Empleo Sectorial en Argentina. *Documento de trabajo RedNIE N°279*.

Regresiones SUR Espaciales. Análisis espacio-temporal del empleo sectorial en Argentina

Pablo Fernández*, Marcos Herrera-Gómez**

Resumen

La creciente disponibilidad de datos multidimensionales que incluyen espacio y tiempo ha generado una alta demanda de herramientas específicas, como las desarrolladas desde la econometría espacial. En este trabajo revisamos los modelos SUR espaciales, pocos frecuentes en Economía, para estimar modelos multiecuacionales complejos. Los SUR espaciales permiten analizar la estructura espacio-temporal más allá de los modelos espaciales de datos de panel. Utilizando información a nivel sectorial del mercado laboral, agregada a nivel provincia y por periodos trimestrales previos y posteriores a la pandemia COVID-19, se ejemplifica la dinámica espacial entre sectores y la dinámica espacio-temporal intrasectorial. Nuestros resultados destacan que el empleo privado presenta una significativa pero heterogénea dependencia espacial entre sectores y patrones de dependencia espacio-temporal con diferentes dinámicas entre periodos previos y posteriores a la declaración de la pandemia, particularmente en el sector agropecuario.

Clasificación JEL: J31, C33, R23.

Palabras Clave: Modelos SUR espaciales, Datos espacio-temporales, Puestos de trabajo registrados.

*Investigador Independiente, email: fernandezp@udesa.edu.ar.

**CONICET - Departamento de Economía, Facultad de Ciencias Económicas, Universidad Nacional de Río Cuarto, Ruta Nac. 36-Km 601 (X5804BYA), Argentina; email: mherreragomez@conicet.gov.ar.

1. Introducción

En la actualidad existe un creciente interés por modelos econométricos que permitan modelizar la complejidad de información proveniente de datos espacio-temporales. La mayor disponibilidad de este tipo de datos, que ya no es pertinente únicamente a países desarrollados, permite al investigador estudiar fenómenos complejos y, de este modo, extender el uso de herramientas econométricas provenientes del ámbito puramente espacial o temporal.

Los datos espacio-temporales son estructuras jerárquicas que poseen información de observaciones repetidas en el tiempo y distribuidas en el espacio. Tal como los datos en panel, pueden ser balanceados o no balanceados, pero la diferencia respecto a éstos es que contienen información geográfica permitiendo mapear variables de interés e introducir dependencia espacial en la especificación econométrica. Esta información geográfica trae aparejada una representación más compleja, ya que el dato espacial puede representar a un punto, una línea o un polígono, entre otras entidades. Esto va unido al almacenamiento de dicha información que puede ocupar varios gigabytes y, usualmente, no utiliza formatos digitales estándares, requiriendo un conocimiento específico de Sistemas de Información Geográfica (SIG) para su adecuada manipulación. Incluso, dependiendo de la naturaleza del dato espacial (geo-estadístico, regional o de patrón de puntos), el tratamiento econométrico-estadístico es diferente (ver [Cressie & Wikle, 2015](#); [Banerjee et al., 2003](#), para mayores detalles). En ciencias sociales, y particularmente en economía, los datos espacio-temporales generalmente son de naturaleza regional y en este trabajo nos enfocaremos en un herramental desarrollado para dicha tipología.

Es conocido que los modelos espacio-temporales son más informativos que los de corte transversal o de tipo temporal porque evitan problemas de multicolinealidad entre las variables, controlan por factores no observados o variables omitidas y son más eficientes al contar con más grados de libertad, característica similar a los modelos de datos en panel ([Hsiao, 2022](#)). Esta similitud hace que frecuentemente se consideren modelos de panel estándares para analizar datos espacio-temporales, ignorando así la información geográfica, omitiendo efectos de dependencia y heterogeneidad espacial. En consecuencia, se limita el potencial que ofrecen dichas bases de datos, generando una escasez de contribuciones que pueden ofrecer valiosas aportaciones metodológicas y empíricas para Argentina, en particular.

Desde la econometría espacial, diferentes autores han contribuido a integrar a la literatura de datos de panel varias formas de dependencia espacial y espacio-temporal (para una revisión puede consultarse a [Anselin et al., 2008](#); [Elhorst, 2003](#); [Lee & Yu, 2010](#)). En esta literatura, son habituales modelos espacio-temporales estáticos donde el foco de interés está centrado en la dependencia en el corte transversal, excluyendo o relegando la dependencia temporal (serial) al término de error. [Elhorst \(2014\)](#) presenta una breve taxonomía de modelos de datos de panel en los que especifica una triple dependencia: espacial, temporal y espacio-temporal. Las limitaciones de estos desarrollos es que son de tipo uniecuacional, no ofreciendo alternativas para fenómenos simultáneos o multiecuacionales, y consideran que la dependencia espacial es homogénea o estable a lo largo de todo el lapso temporal.

En esta investigación presentaremos un enfoque alternativo, inicialmente propuesto por [Anselin \(1988\)](#) bajo el nombre de Regresiones Espaciales Aparentemente No Relacionadas (comúnmente denominados SUR espaciales, por sus siglas en inglés). Este enfoque es adaptable tanto a modelos uniecuacionales como a multiecuacionales y brinda mayor flexibilidad para modelar la heterogeneidad espacial en el tiempo y espacio multidimensional. Aquí

revisaremos los desarrollos más relevantes del área, destacando las ventajas de los modelos para analizar este tipo de datos. Como ejemplo ilustrativo, se empleará una base de datos de reciente publicación realizada por el CEP (Centro de Estudios de la Producción) que contiene información sobre puestos de trabajo asalariados registrados, con información geográfica a nivel departamental y por sectores productivos,¹ en combinación con otra base reciente que contiene el salario medio y mediano por departamento y sector productivo.² Nuestro interés se centra en la dependencia espacial del empleo privado entre sectores y la dependencia espacio-temporal del empleo intrasectorial. Este ejemplo empírico es novedoso ya que contempla la evolución de distintas regiones en periodos previos y posteriores a la pandemia COVID-19 y, según nuestra revisión, constituye el primer aporte para la Argentina.

El trabajo se encuentra estructurado de la siguiente manera. La siguiente sección contiene una revisión de la literatura, desde las primeras contribuciones hasta la actualidad. En la sección 3, se presenta un análisis descriptivo de las bases de datos a utilizar. La sección 4 presenta los resultados econométricos de los diferentes modelos propuestos, junto a los principales resultados. La sección 5 concluye con los comentarios finales.

2. Revisión de la literatura

El primer antecedente de un modelo SUR bajo una perspectiva espacial se encuentra en el capítulo 10 del libro de [Anselin \(1988\)](#). Anselin discute un modelo que se expresa como una ecuación para cada periodo temporal, ($G = 1$, considerando G como el número de ecuaciones en el corte transversal).

El modelo SUR espacial presentado por [Anselin \(1988\)](#) es una aplicación directa del modelo SUR convencional (como es explicado por [Zellner, 1962](#)) pero considerando que las ecuaciones representan a los corte transversales repetidos para diferentes periodos temporales. Este agrupamiento marca la diferencia con el enfoque estándar, en donde las ecuaciones son consideradas series temporales para diferentes unidades de un corte transversal.

Si denotamos a las unidades del corte transversal como $i = 1, \dots, N$, y a los periodos temporales como $t = 1, \dots, T$, tal que las TN observaciones están agrupadas como T cortes transversales, cada uno con N observaciones. Entonces, el modelo SUR clásico, uniecuacional, sin efectos espaciales (desde ahora, *SUR – SIM*, por sus siglas en inglés, Spatially Independent Model) puede representarse como un arreglo ecuacional de la siguiente manera:

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{X}_t \boldsymbol{\beta}_t + \mathbf{u}_t, \quad E[\mathbf{u}_t] = \mathbf{0}, \quad t = 1, \dots, T. \quad (1)$$

donde $\mathbf{y}_t = (y_{1t}, \dots, y_{Nt})'$ es un vector de dimensión $(N \times 1)$, donde en nuestro caso y_{it} representará a la razón entre los puestos de empleo privado y los puestos totales por provincia i ($i = 1, \dots, N$) en el trimestre t ($t = 1, \dots, T$); $\mathbf{X}_t = (X_{1t}, \dots, X_{kt})$ es una matriz de dimensión $(N \times k_t)$ de k_t variables independientes, con un vector de coeficientes asociados $\boldsymbol{\beta}_t = (\beta_{1t}, \dots, \beta_{kt})'$ y siendo $\mathbf{u}_t = (u_{1t}, \dots, u_{Nt})'$ el vector de residuos para el periodo t .

Una característica distintiva del modelo SUR espacial es que la estructura de dependencia temporal entre dos periodos (t, t') del vector de residuos es la misma para todo par de unidades del corte transversal, es decir:

$$E[\mathbf{u}_t \mathbf{u}_{t'}'] = \sigma_{tt'} \mathbf{I}_N, \quad \forall t, t'. \quad (2)$$

¹<https://datos.produccion.gob.ar/dataset/puestos-de-trabajo-por-departamento-partido-y-sector-de-actividad>.

²<https://datos.produccion.gob.ar/dataset/salarios-por-departamento-partido-y-sector-de-actividad>.

Esta especificación ofrece un alto grado de flexibilidad permitiendo cambios en los coeficientes β_{kt} en cada periodo. Dicha flexibilidad permite capturar la heterogeneidad temporal de las variables independientes sobre \mathbf{y}_t . Sin embargo, puede ser deseable imponer restricciones al modelo tal que puedan ser considerados constantes a lo largo del tiempo para reducir la sobre-especificación.

El modelo de la ecuación (1) puede ser compactamente expresado de la siguiente manera:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{u}, \quad (3)$$

donde \mathbf{Y} es un vector de dimensión $(TN \times 1)$, \mathbf{X} es una matriz diagonal en bloque $(TN \times K)$, con $K = \sum_t k_t$, y \mathbf{u} es un vector de errores estocásticos de $(TN \times 1)$. Es decir, la información se agrupa como:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{y}_1 \\ \mathbf{y}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{y}_T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \mathbf{X}_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \mathbf{X}_T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\beta}_1 \\ \boldsymbol{\beta}_2 \\ \vdots \\ \boldsymbol{\beta}_T \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{u}_1 \\ \mathbf{u}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{u}_T \end{bmatrix},$$

Además, la estructura de la matriz de varianzas-covarianzas puede ser expresada como:

$$E[\mathbf{u}\mathbf{u}'] = \boldsymbol{\Sigma} \otimes \mathbf{I}_N, \quad (4)$$

donde la matriz $\boldsymbol{\Sigma}$ es de orden $(T \times T)$ siendo los elementos t, t' iguales a $\sigma_{tt'}$, y con \otimes como el producto de Kronecker.

La generalización multiecuacional, para G ecuaciones en el corte transversal, puede obtenerse de la siguiente manera, para algún periodo temporal t dado:

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_{gt} &= \mathbf{X}_{gt}\boldsymbol{\beta}_g + \mathbf{u}_{gt}, \quad g = 1, \dots, G. \\ E[\mathbf{u}_{gt}] &= \mathbf{0}, \quad E[\mathbf{u}_{gt}\mathbf{u}_{g't}'] = \sigma_{gg'}\mathbf{I}_n, \quad \forall g \neq g', \end{aligned} \quad (5)$$

donde \mathbf{y}_{gt} y \mathbf{u}_{gt} son vectores de orden $(N \times 1)$, \mathbf{X}_{gt} es una matriz de variables exógenas de orden $(N \times k_g)$, $\boldsymbol{\beta}_g$ es un vector de parámetros de orden $(k_g \times 1)$. Obsérvese que la especificación de cada ecuación puede contener diferentes variables explicativas y, por simplicidad, se ha supuesto que los parámetros no cambian temporalmente.

2.1. Especificación Espacial del SUR

Para especificar efectos espaciales en el modelo *SUR – SIM*, es necesario definir el concepto de vecindad a considerar. En econometría espacial, este elemento es representado por \mathbf{W} , una matriz de dimensión $(N \times N)$, siendo habitualmente definida por criterios geográficos (ver [Anselin & Rey, 2014](#), capítulo 3) y tiene su origen en la necesidad de identificar la interacción espacial del corte transversal. La matriz de contactos \mathbf{W} es clave para la detección de la estructura de vecindades espacio-temporales (ver [Herrera et al., 2019](#), y referencias, para una discusión de esta matriz en modelos de datos de panel). Tradicionalmente, en la literatura SUR, la matriz \mathbf{W} se traduce en una

matriz diagonal en bloque, en la que únicamente se contemplan las relaciones de vecindad contemporánea entre las unidades o regiones. Sin embargo, es factible relajar este supuesto para introducir interacciones espacio-tiempo más complejas.

Una vez definida la matriz \mathbf{W} , podemos especificar un modelo SUR espacial genérico, ya sea desde la versión uniecuacional tal como exponen [Mur et al. \(2010\)](#) o multiecuacional como se presenta en el trabajo de [López et al. \(2014\)](#). Por ejemplo, extendiendo la versión multiecuacional:

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_{gt} &= \rho_g \mathbf{W} \mathbf{y}_{gt} + \mathbf{X}_{gt} \boldsymbol{\beta}_g + \mathbf{W} \mathbf{X}_{gt}^* \boldsymbol{\theta}_g + \mathbf{u}_{gt} &\Rightarrow \mathbf{A}_g \mathbf{y}_{gt} &= \mathbf{X}_{gt} \boldsymbol{\beta}_g + \mathbf{W} \mathbf{X}_{gt}^* \boldsymbol{\theta}_g + \mathbf{u}_{gt}, \\ \mathbf{u}_{gt} &= \lambda_g \mathbf{W} \mathbf{u}_{gt} + \boldsymbol{\epsilon}_{gt} &\Rightarrow \mathbf{B}_g \mathbf{u}_{gt} &= \boldsymbol{\epsilon}_{gt}, \\ E[\boldsymbol{\epsilon}_{gt}] &= \mathbf{0}, \quad E[\boldsymbol{\epsilon}_{gt} \boldsymbol{\epsilon}_{g't}'] = \sigma_{gg'} \mathbf{I}_n, \quad \forall g \neq g', \end{aligned} \quad (6)$$

donde $\mathbf{A}_g = (\mathbf{I}_N - \rho_g \mathbf{W})$ y $\mathbf{B}_g = (\mathbf{I}_N - \lambda_g \mathbf{W})$, siendo ρ_g y λ_g dos escalares que capturan la dependencia espacial de la variable endógena y del término de error, respectivamente; y $\boldsymbol{\theta}_g$ el impacto espacial de las variables exógenas. La matriz de variables explicativas \mathbf{X}_{gt}^* excluye de la matriz \mathbf{X}_{gt} la constante para evitar problemas de colinealidad perfecta. Nos referiremos a este modelo como *SUR-GNS*, (en inglés, Generalized Nested Spatial model) siguiendo la nomenclatura propuesta por [Elhorst \(2014\)](#) para modelos espaciales.

En notación matricial compacta, el modelo previo puede expresarse como:

$$\begin{aligned} \mathbf{A} \mathbf{y} &= \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + (\mathbf{I}_T \otimes \mathbf{I}_G \otimes \mathbf{W}) \mathbf{X}^* \boldsymbol{\theta} + \mathbf{u}, \\ \mathbf{B} \mathbf{u} &= \boldsymbol{\epsilon}, \quad \boldsymbol{\epsilon} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Omega}), \end{aligned} \quad (7)$$

siendo $\mathbf{A} = \mathbf{I}_T \otimes [\mathbf{I}_{GN} - \mathbf{R} \otimes \mathbf{W}]$ con $\mathbf{R} = \text{diag}(\rho_1, \dots, \rho_G)$, y $\mathbf{B} = \mathbf{I}_T \otimes [\mathbf{I}_{GN} - \boldsymbol{\Lambda} \otimes \mathbf{W}]$ con $\boldsymbol{\Lambda} = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_G)$. Además, $\boldsymbol{\Omega} = \mathbf{I}_T \otimes \boldsymbol{\Sigma} \otimes \mathbf{I}_N$, donde $\boldsymbol{\Sigma} = [\sigma_{gg'}; g, g' = 1, \dots, G]$ es una matriz de orden $(G \times G)$ de errores del SUR, supuestos como normalmente distribuidos.

La especificación *SUR-GNS* permite deducir modelos más simples y habituales en la literatura empírica. Imponiendo diferentes restricciones al modelo (7), podemos obtener una importante variedad de especificaciones que han recibido diferentes nombres:

1. *SUR-SIM*: $\rho_g = \lambda_g = 0; \boldsymbol{\theta}_g = \mathbf{0}, (\forall g)$.
2. *SUR-SLX*: $\rho_g = \lambda_g = 0, (\forall g)$.
3. *SUR-SLM*: $\lambda_g = 0; \boldsymbol{\theta}_g = \mathbf{0}, (\forall g)$.
4. *SUR-SEM*: $\rho_g = 0; \boldsymbol{\theta}_g = \mathbf{0}, (\forall g)$.
5. *SUR-SARAR*: $\boldsymbol{\theta}_g = \mathbf{0}, (\forall g)$.
6. *SUR-SDM*: $\lambda_g = 0, (\forall g)$.
7. *SUR-SDEM*: $\rho_g = 0, (\forall g)$.

2.2. Detección de efectos espaciales bajo SUR

A la hora de incorporar los efectos espaciales, la literatura ha desarrollado estrategias de detección de los efectos espaciales. Por ejemplo, puede partirse de un modelo $SUR - SIM$, no espacial, y desarrollar modelos complejos utilizando una batería de Multiplicadores de Lagrange (LM's) que permiten detectar estructura espacial omitida.

Los tests LM's pueden utilizarse para evaluar la hipótesis nula de no autocorrelación espacial. Las versiones estándares para modelos de corte transversal (Anselin et al., 1996), han sido adaptadas a los modelo SUR espaciales por Mur et al. (2010); López et al. (2014).

2.2.1. Tests de Multiplicadores de Lagrange simples y robustos

Bajo los supuestos establecidos en la sección previa, para un modelo $SUR - SARAR$ como modelo alternativo:

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_{gt} &= \rho_g \mathbf{W} \mathbf{y}_{gt} + \mathbf{X}_{gt} \boldsymbol{\beta}_g + \mathbf{u}_{gt} \\ \mathbf{u}_{gt} &= \lambda_g \mathbf{W} \mathbf{u}_{gt} + \boldsymbol{\epsilon}_{gt}, \end{aligned} \quad (8)$$

se puede contrastar la hipótesis nula de ausencia de efectos espaciales de la siguiente manera:

$$H_0 : \rho_g = \lambda_g = 0 \quad (\forall g) \quad \text{versus} \quad H_1 : \exists \text{ algún } g / \rho_g \neq 0 \quad \text{y/o} \quad \lambda_g \neq 0. \quad (9)$$

El correspondiente LM_{SARAR}^{SUR} es:

$$LM_{SARAR}^{SUR} = \begin{bmatrix} \mathbf{g}'_{\rho|H_0} & \mathbf{g}'_{\lambda|H_0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{\rho\rho} - I_{\rho\beta} I_{\beta\beta}^{-1} I_{\beta\rho} & I_{\rho\lambda} \\ I_{\lambda\rho} & I_{\lambda\lambda} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \mathbf{g}_{\rho|H_0} \\ \mathbf{g}_{\lambda|H_0} \end{bmatrix} \stackrel{as}{\sim} \chi^2(2G), \quad (10)$$

donde $\mathbf{g}_{\rho|H_0} = \hat{\mathbf{u}}' [\mathbf{I}_T \otimes (\boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{E}^{gg}) \otimes \mathbf{W}] \mathbf{y}$ y $\mathbf{g}_{\lambda|H_0} = \hat{\mathbf{u}}' [\mathbf{I}_T \otimes (\boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{E}^{gg}) \otimes \mathbf{W}] \hat{\mathbf{u}}$, siendo $\hat{\mathbf{u}}$ el vector de residuos del modelo $SUR - SIM$ de orden $(TGN \times 1)$, y \mathbf{E}^{gg} es una matriz de ceros de dimensión $(G \times G)$, excepto los términos (g, g) que son iguales a 1. Los términos I . representan elementos de la matriz información $I(\Theta)|_{H_0}$ evaluada bajo hipótesis nula. Los detalles pueden consultarse en López et al. (2014).

El LM_{SARAR}^{SUR} puede ser visto como un test de dependencia espacial global ya que considera la dependencia en la variable dependiente y/o en el término de error. El rechazo de la hipótesis nula permite ir a una especificación espacial, sin embargo, la hipótesis alternativa del LM_{SARAR}^{SUR} es demasiado amplia. Alternativamente, puede utilizarse un modelo más simple en la hipótesis alternativa, como un $SUR - SLM$ que es un caso particular del $SUR - SARAR$:

$$\mathbf{y}_{gt} = \rho_g \mathbf{W} \mathbf{y}_{gt} + \mathbf{X}_{gt} \boldsymbol{\beta}_g + \mathbf{u}_{gt} \quad (11)$$

La hipótesis nula de ausencia de efectos espaciales en el $SUR - SLM$ puede establecerse como:

$$H_0 : \rho_g = 0 \quad (\forall g) \quad \text{versus} \quad H_1 : \exists \text{ algún } g / \rho_g \neq 0. \quad (12)$$

El correspondiente LM_{SLM}^{SUR} es:

$$LM_{SLM}^{SUR} = \mathbf{g}'_{\rho|H_0} \left[I_{\rho\rho} - I_{\rho\beta} I_{\beta\beta}^{-1} I_{\beta\rho} \right]^{-1} \mathbf{g}_{\rho|H_0} \stackrel{as}{\sim} \chi^2(G). \quad (13)$$

Otra alternativa anidada en el $SUR - SARAR$, es el modelo $SUR - SEM$:

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_{gt} &= \mathbf{X}_{gt} \boldsymbol{\beta}_g + \mathbf{u}_{gt}, \\ \mathbf{u}_{gt} &= \lambda_g \mathbf{W} \mathbf{u}_{gt} + \boldsymbol{\epsilon}_{gt}. \end{aligned} \quad (14)$$

La hipótesis nula de ausencia de efectos espaciales en el $SUR - SEM$ puede establecerse como:

$$H_0 : \lambda_g = 0 \quad (\forall g) \quad \text{versus} \quad H_1 : \exists \text{ algún } g / \lambda_g \neq 0. \quad (15)$$

El correspondiente LM_{SEM}^{SUR} es:

$$LM_{SEM}^{SUR} = \mathbf{g}'_{\lambda|H_0} \left[I_{\lambda\lambda} \right]^{-1} \mathbf{g}_{\lambda|H_0} \stackrel{as}{\sim} \chi^2(G). \quad (16)$$

Es conocido que las versiones simples de los tests LM no son robustos ante errores de especificación local en la hipótesis alternativa (Bera & Yoon, 1993). Es por ello que la práctica habitual es utilizar una versión ajustada de estos multiplicadores con el fin de controlar su tamaño empírico, incluso bajo incorrecta especificación local de la alternativa. Las versiones robustas de los tests LM_{SLM}^{SUR} y LM_{SEM}^{SUR} se identifican como: LM_{SLM}^{*SUR} y LM_{SEM}^{*SUR} , cuyas expresiones pueden consultarse en López et al. (2014).

Las versiones aquí presentadas consideran G ecuaciones simultáneas y pueden ser adaptadas a modelos SUR uniecuacionales. Por ejemplo, un modelo $SUR - SARAR$ uniecuacional pero con variabilidad espacio-temporal puede plantearse de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_t &= \rho_t \mathbf{W} \mathbf{y}_t + \mathbf{X}_t \boldsymbol{\beta}_t + \mathbf{u}_t \\ \mathbf{u}_t &= \lambda_t \mathbf{W} \mathbf{u}_t + \boldsymbol{\epsilon}_t. \end{aligned} \quad (17)$$

Bajo esta especificación en la hipótesis alternativa (así como para los modelos más simples), existen versiones simples y robustas de los tests LMs que fueron desarrolladas por Mur et al. (2010).

Es importante mencionar que las pruebas LM's pueden utilizarse como guía para seleccionar la especificación más adecuada de igual manera que se han utilizado bajo un entorno de corte transversal puro (Mur & Angulo, 2009). Sin embargo, pueden ser muy sensibles a la estructura espacial en un entorno finito o ante irregularidades de la información. Alternativamente, el investigador puede decidir la especificación más adecuada basándose en la teoría económica y en el conocimiento sobre la temática analizada.

2.3. Métodos de estimación y recientes aplicaciones empíricas

Otros tests estadísticos, como LR y de Wald, requieren de la estimación del modelo espacial bajo la hipótesis alternativa. Para dicha estimación de los modelos SUR espaciales, existen las mismas alternativas disponibles que para los modelos espaciales de corte transversal puros.

Por ejemplo, uno de los métodos más habituales es el de Máxima Verosimilitud (MV), suponiendo que los errores del modelo son normalmente distribuidos. Si establecemos un modelo $SUR - SLM$ bajo la alternativa, el supuesto de normalidad nos permite definir una función de log-verosimilitud que puede expresarse como:

$$l(\mathbf{y}; \Theta) = -\frac{TGN}{2} \ln(2\pi) - \frac{TN}{2} \ln|\Sigma| + T \sum_{g=1}^G \ln|\mathbf{A}_g| - \frac{(\mathbf{A}\mathbf{y} - \mathbf{X}\beta)' \Omega^{-1} (\mathbf{A}\mathbf{y} - \mathbf{X}\beta)}{2}, \quad (18)$$

donde $\Theta = [\beta'; \rho_1, \dots, \rho_G; \sigma_{gg}']'$ es un vector de parámetros de orden $(K + G + G(G + 1)/2) \times 1$ y $\Omega^{-1} = \mathbf{I}_T \otimes \Sigma^{-1} \otimes \mathbf{I}_N$.

La maximización de la log-verosimilitud en función de los parámetros Θ da como resultado una estimación de cada parámetro considerado y habilita el procedimiento LR y de Wald para contrastar similares hipótesis nulas que las planteadas por los LM's.

Baltagi & Bresson (2011) describen el procedimiento MV de un modelo SUR espacial cuando se tiene estructura de datos de panel. Este ejercicio es repetido por Baltagi & Pirotte (2011), pero bajo un modelo multiecuacional extendido que incluye efectos aleatorios espaciales, pero sin incluir el rezago espacial.

El principal problema de MV es que se torna muy demandante en términos computacionales cuando el tamaño del corte transversal, N , es grande. Esta complicación es debida a la presencia del logaritmo del jacobiano, $\ln|\mathbf{A}_g|$, en la función de verosimilitud concentrada.

Un método de estimación que puede reemplazar al de Máxima Verosimilitud ante grandes muestras, es el método de Mínimos Cuadrados Trietápicos (3SLS) que generaliza la estimación clásica del modelo SUR espacial permitiendo variables endógenas (Anselin, 2016). Para cada ecuación, se utiliza una matriz de instrumentos que usualmente son contruidos mediante los rezagos espaciales de las variables explicativas exógenas del modelo. Cada una de las etapas de estimación se encuentra detallada en Anselin (2016). Esta técnica tiene como limitación que solo es factible aplicarla para modelos SUR en donde está presente el rezago espacial la variable dependiente (es decir, modelos $SUR - SLM$ y $SUR - SDM$).

Ambos métodos, MV y 3SLS, se encuentran disponibles en el paquete **spsur** desarrollado por Mínguez et al. (2022) para R. Este paquete pone a disposición la gran mayoría de los avances metodológicos dentro del área y ha sido utilizado para las estimaciones del ejemplo aplicado que se presenta en las siguientes secciones.

Kelejian & Prucha (2004) consideran un SUR que incorpora rezagos espaciales en las variables endógenas y exógenas. Al especificar el término de error permiten tanto la correlación espacial como la correlación entre ecuaciones. Los autores sugieren estimadores GMM basados en variables instrumentales y un sistema del método de momentos para los parámetros, obteniendo buenas propiedades para muestras grandes.

En términos de aplicaciones empíricas, los modelos SUR espaciales han sido utilizados en diferentes contextos. Entre las aplicaciones destacadas, Fingleton (2001) propone un modelo econométrico espacial SUR para el creci-

miento de la productividad manufacturera en 178 regiones de la Unión Europea para los períodos 1975-81, 1981-89 y 1989-95. Las estimaciones resultantes apuntan a la existencia continuada en el tiempo de rendimientos crecientes y, por lo tanto, respaldan uno de los principios fundamentales de la nueva teoría de la geografía económica.

Wang & Kockelman (2007) analizan las tasas de accidentes en ciudades chinas. Los resultados muestran que la incorporación de efectos espaciales y temporales mejora significativamente el modelo. Además, estiman que la inversión en infraestructura de transporte tiene efectos estadísticamente significativos en la reducción de las tasas de accidentes graves.

Fingleton (2007) utiliza un modelo espacial multiecuacional para explicar las variaciones entre las regiones de la Unión Europea en el crecimiento de la productividad manufacturera basándose en desarrollos teóricos de economía urbana y geografía económica. Fingleton muestra que la homogeneidad de los parámetros temporales y espaciales es una suposición poco realista, contrariamente a lo que normalmente se supone en la literatura.

Allers & Elhorst (2011) plantean que la interacción entre los niveles de gasto en un sector de servicios públicos no debe estudiarse de manera aislada de otros servicios públicos o de los ingresos tributarios, y establecen un SUR espacial para capturar la interdependencia tributaria del gasto. Comparando con modelos uniecuacionales espaciales, y utilizando datos municipales holandeses, encuentran que los modelos uniecuacionales sesgan hacia abajo el grado de interacción espacial. Además, muestran que como resultado de aplicar un SUR se gana eficiencia. Los hallazgos ponen en tela de juicio los resultados de estudios previos.

Kakamu et al. (2012) proponen un SUR espacial para analizar la tecnología de la producción y las economías de aglomeración en prefecturas japonesas desde 1991 a 2000, teniendo en cuenta simultáneamente la correlación espacial y serial. La comparación de modelos muestra que las economías de aglomeración y la heterogeneidad espacial disminuyeron durante la década de estudio.

Más recientemente, la metodología SUR es propuesta por López et al. (2017) para el análisis de gastos per cápita de diez subprogramas (Seguridad, Vivienda, Bienestar, Medio Ambiente, Servicios Sociales, Fomento del Empleo, Sanidad, Educación, Cultura y Deporte) para todos los municipios españoles de más de 5000 habitantes en el periodo 2010-2012. Los resultados muestran que los efectos espaciales están presentes. Además, la dependencia sustantiva es positiva en la mayoría de los casos, mientras que en algunos se observa una dependencia residual negativa.

En el contexto de la pandemia global, Paez et al. (2021) proponen una aplicación del modelo SUR-SLM para identificar si las variables climáticas tuvieron un efecto relevante en la tasa de incidencia de contagio durante el mes de marzo de 2020 en las provincias de España. Sus principales hallazgos son que la mayor incidencia de contagios se asocia con mayor producto interno bruto per cápita y la presencia de sistemas de transporte masivo en las provincias; en contraste, la densidad de población y el porcentaje de adultos mayores muestran asociaciones negativas en la incidencia de COVID-19.

2.4. Algunos comentarios metodológicos

El enfoque del SUR espacial está caracterizado por algunos detalles importantes. Primero, el enfoque supone una heterogeneidad limitada entre los individuos o regiones, donde los coeficientes de la regresión permanecen constantes entre periodos o entre ecuaciones. Segundo, el enfoque está diseñado para contextos en donde existe un desbalance entre la dimensión del corte transversal y la dimensión temporal en la muestra, donde N representa

al número de individuos del corte transversal, y T representa a la dimensión temporal. Típicamente, este enfoque requiere una mayor cantidad de individuos de corte transversal respecto al número de periodos temporales, tal que asintóticamente la razón T/N tienda a cero. En el caso de requerir una mayor flexibilidad en la especificación, es posible considerar extensiones espaciales de modelos de datos de panel, como los recomendados por [Elhorst \(2001, 2003, 2008\)](#), [Anselin et al. \(2008\)](#), o alternativamente enfoques más estándares que capturan la heterogeneidad individual ([Hsiao, 2022](#)).

Cuando el número de periodos temporales sobrepasa al número de unidades espaciales del corte transversal, es decir la razón N/T tiende a cero, otros enfoques alternativos pueden ser más apropiados. Por ejemplo, algunos métodos permiten especificar una única ecuación por unidad espacial, permitiendo una heterogeneidad genérica, como el propuesto por [White & Hewings \(1982\)](#). En estos casos, la matriz de covarianzas, entre el término de error de las ecuaciones es la que sirve como alternativa para capturar la dependencia espacial, eliminando de esta forma la necesidad de especificar una matriz \mathbf{W} . Otros investigadores, como [Conley \(1999\)](#), [Pesaran \(2006\)](#), o [Conley & Molinari \(2007\)](#), han adoptado este enfoque de tipo directo. Sin embargo, cuando N y T pueden crecer a una misma tasa, este enfoque necesita imponer restricciones sobre los parámetros para evitar problemas de dimensionalidad. Las aplicaciones de este enfoque, referidas como modelos Vectores AutoRegresivos (VAR) espaciales, incluyen a [Carlino & DeFina \(1999\)](#); [Di Giacinto \(2003, 2006\)](#); [Badinger et al. \(2004\)](#); [Beenstock & Felsenstein \(2008, 2019\)](#), entre otros.

Otro enfoque alternativo que considera la correlación del corte transversal en datos de panel proviene de la perspectiva multifactor, desarrollada por [Pesaran \(2006\)](#), incluyendo avances recientes realizados por [Pesaran & Tosetti \(2011\)](#); [Kapetanios et al. \(2011\)](#); [Pesaran \(2015\)](#). En este enfoque, se supone que el error estocástico contiene factores comunes (variables latentes no-observadas) en donde cada unidad de corte transversal posee un *factor loading* diferente, capturando de esta forma la correlación del corte transversal. Dependiendo de la estructura de los factores, la correlación transversal puede ser clasificada como fuerte o débil ([Chudik et al., 2011](#)), y la fortaleza de dicha correlación puede ser contrastada por medio del exponente alpha, desarrollado por [Bailey et al. \(2016\)](#). Sin embargo, este enfoque es considerado no-espacial en el sentido que ignora el ordenamiento geográfico o espacial de las unidades. Además, los modelos multifactores basan sus resultados inferenciales en una asintótica en T ($T \rightarrow \infty$).

En el entorno dinámico multiecuacional, el enfoque multifactorial puede ser generalizado para casos de fuerte dependencia del corte transversal bajo el enfoque GVAR (en inglés, Global Vector Autoregressive) que es de uso habitual en el análisis de interacciones macroeconómicas y otras aplicaciones en donde ambas dimensiones, de corte transversal y temporal, son grandes (ver [Chudik & Pesaran, 2016](#), para una revisión de este enfoque). [Elhorst et al. \(2021\)](#) han realizado una revisión comparativa entre los desarrollos multifactoriales, GVAR y los modelos espaciales dinámicos mostrando como la literatura de ambas áreas converge y puede combinarse dependiendo del tipo de correlación transversal, ya sea fuerte o débil.

3. Descripción de la Base de datos

Las bases de datos que se utilizarán en este documento provienen del CEP XXI (Centro de Estudios para la Producción). La primera base de datos contiene información del número de trabajadores formales registrados

por departamento, con una frecuencia mensual y por sector de actividad (se utiliza el Clasificador de Actividad Económica de Argentina, CLAE), así como información de los salarios promedios y medianos con la misma frecuencia temporal, por departamento y sector.

3.1. Construcción de la base final

Para la construcción de la base final se consideraron dos tipos de variables laborales:

- Puestos privados por sector de actividad en el departamento: contiene aquellas relaciones laborales del sector privado registrado, que excluyen a las del sector público, de casas particulares (que cuentan con un régimen especial), a las no registradas y a las inscriptas en otros regímenes no consideradas como una relación empleado-empleador (cuentapropistas, patrones y trabajadores familiares).
- Número total de trabajadores en el departamento (letra de identificación): contiene la totalidad de los puestos de trabajo formales en la economía. empleado-empleador (cuentapropistas, patrones y trabajadores familiares).

La localización geográfica está determinada por el domicilio de residencia de la persona trabajadora. Estos datos se obtienen a partir de registros administrativos, cuyas fuentes son el Sistema de Identificación Nacional Tributario y Social (dependiente del Consejo Nacional de Coordinación de Políticas Sociales) y la AFIP. Los datos correspondientes a la Ciudad Autónoma de Buenos Aires no se presentan desagregados por comunas debido a que la metodología adoptada se basa en los códigos postales y éstos no tienen una correspondencia única con las comunas de dicha ciudad.

Adicionalmente, contamos con una segunda base. Esta base de datos es de salarios, la misma contiene datos correspondientes al salario bruto promedio y mediano de los asalariados registrados por departamento/partido (de acuerdo a la ubicación del domicilio de la persona trabajadora) y por sector de actividad (letra) de Argentina. Las variables salariales que se consideraron son las siguientes:

- Salarios promedios totales por departamento y sector (identificado por letra).
- Salarios promedios privado por departamento y sector (identificado por letra).

El nivel de desagregación sectorial, territorial y temporal es coincidente con la primera base de datos de los puestos laborales.

En las bases originales, los sectores productivos se encuentran clasificados de acuerdo a letras que van desde la A hasta la Z. Debido a la gran variedad de actividades, se procedió a simplificar el agrupamiento para un mejor análisis, concentrando la clasificación en 5 categorías relevantes:

- Sector Agropecuario.
- Sector Comercial.
- Sector Manufacturero.
- Sector de Minería.

- Otros sectores.

En la Tabla 1 se presenta cómo se han definido los sectores productivos y de qué manera se han agrupado cada letra de la base original.

Tabla 1. Definición de los Sectores Productivos

Sector productivo	Sectores productivos considerados	Letra
Sector Agropecuario	Agricultura, ganadería, caza, silvicultura y pesca	A
Sector Manufacturero	Industria Manufacturera	C
Sector Minero	Explotación de minas y canteras	B
Sector Comercial	Varios	G, K, H, L
Otros	Varios	N,O,F,P,J,Q,R,I,S,M,E,D,Z

La frecuencia de los datos originales es de tipo mensual, desde el año 2014 empezando en el mes de Enero hasta Abril de 2022. Tras realizar una limpieza de las bases de datos originales, la base de datos final agrupa a la cantidad total de empleados por provincia y sector (suma de empleados) y al promedio de los salarios para cada provincia y sector. Es decir, la unidad de análisis pasa a ser la provincia y la nueva frecuencia temporal es trimestral.

Finalmente, se realizó una transformación para obtener las variables de interés a analizar:

1. La razón de trabajadores privados respecto al total de trabajadores. Es decir, el cociente entre la apertura de puestos privados por sector con respecto al puesto total del sector y por provincia.
2. La razón de salarios privados respecto al total. Es decir, el cociente entre la apertura de salarios privados promedio por sector con respecto al salario promedio total del sector y por provincia.

La ventana temporal de análisis fue establecida para considerar un conjuntos de periodos previos y posteriores a la declaración de la pandemia COVID-19. En definitiva, se utilizarán los últimos 13 periodos temporales que van desde el último trimestre de 2018 hasta el último trimestre de 2021 a nivel provincial. Teniendo una dimensión espacio-temporal de $N = 24$ y $T = 13$.

3.2. Análisis descriptivo

Las estadísticas descriptivas de nuestra base de datos se presentan a continuación. Al ser una base de datos multidimensional, es factible representar agregaciones de diferente índole. A modo de resumen, nos centraremos en dos tabulados descriptivos: (1) para diferentes sectores sin consideración temporal y (2) para todos los sectores y periodos temporales, tal que se represente la distribución provincial.

La Tabla 2 provee información acerca de los sectores considerados en nuestro análisis con respecto a las dos variables.

Respecto a la razón del empleo privado respecto al total, que es la variable de principal interés, el mayor valor promedio está en el sector Manufacturero (0.991) y la menor participación relativa se encuentra en el sector Otros, que aglomera sectores muy heterogéneos respecto a los cuatro definidos.

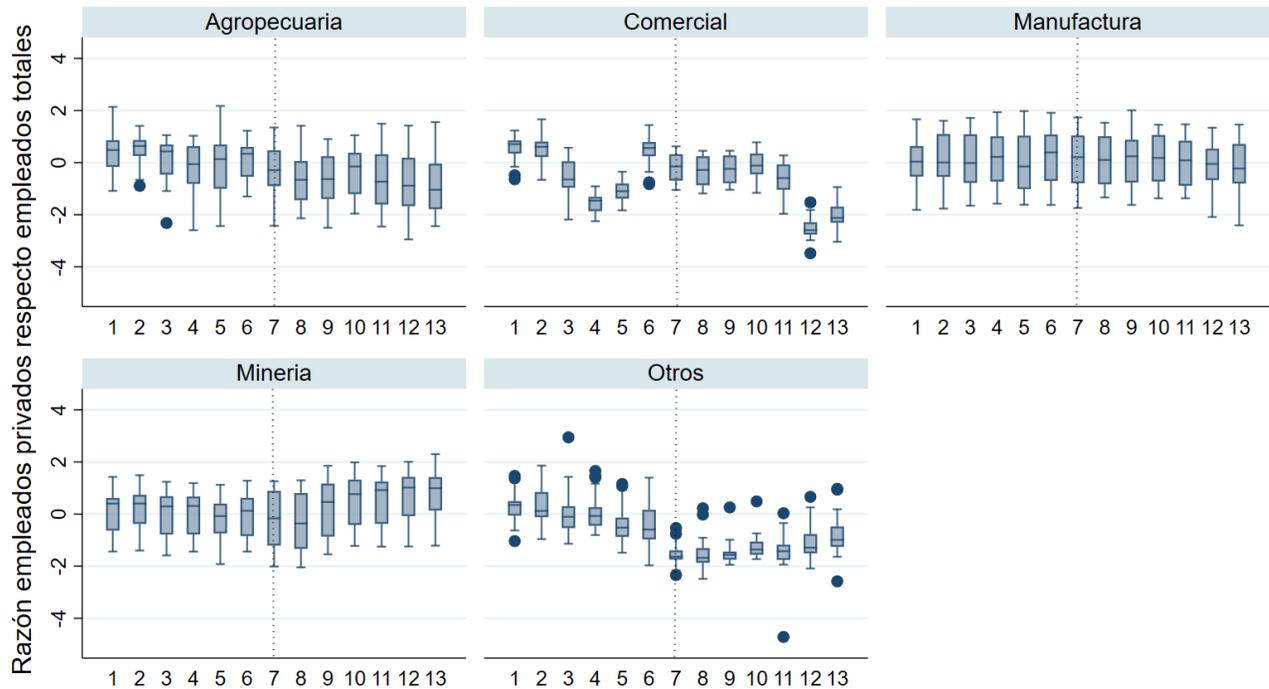
En relación al comportamiento salarial, esta variable se utilizará de control y se puede observar que el rango de los salarios relativos privados para el total de los sectores se encuentra entre 0.647 y 1.315. Este ratio muestra una

variabilidad acotada salvo en los sectores de minería (desviación estándar de 0.102) y de otros (desviación estándar de 0.126). Pero que en general los valores no presentan una gran variabilidad.

Tabla 2. Estadísticas descriptivas por sectores productivos

	N	Media	Desvío Estándar	Mínimo	Máximo	Rango
Agropecuaria						
Razón salario privado respecto salario total	312	1.003	0.044	0.910	1.315	0.405
Razón empleados privado respecto empleados totales	312	0.976	0.061	0.762	1.000	0.238
Comercial						
Razón salario privado respecto salario total	312	0.905	0.081	0.647	1.044	0.397
Razón empleados privados respecto a empleados total	312	0.948	0.021	0.894	0.981	0.087
Manufactura						
Razón salario privado respecto salario total	312	0.995	0.026	0.820	1.034	0.215
Razón empleados privados respecto empleados totales	312	0.991	0.016	0.918	1.000	0.082
Minería						
Razón salario privado respecto salario total	312	0.990	0.048	0.698	1.119	0.421
Razón empleados privados respecto empleados totales	312	0.883	0.102	0.560	0.992	0.431
Otros						
Razón salario privado respecto salario total	312	0.941	0.037	0.792	1.019	0.227
Razón empleados privados respecto empleados totales	312	0.339	0.126	0.139	0.646	0.507
Total						
Razón salario privado respecto salario total	1560	0.967	0.063	0.647	1.315	0.668
Razón empleados privados respecto empleados totales	1560	0.828	0.259	0.139	1.000	0.861
Observaciones	1560					

Figura 1: Diagrama de cajas de la evolución del empleo privado respecto al total provincial



En la Figura 1, centramos la atención en nuestra variable principal. La figura muestra el comportamiento en cada sector del empleo relativo a lo largo de los 13 periodos. Cada diagrama de caja muestra la distribución de las provincias para el sector. Los datos están centrados respecto a las medias provinciales, tal que el gráfico muestra la variable en desvíos.

En la Figura 1 puede visualizarse que el sector agropecuario, como el manufacturero y minero, son los de mayor dispersión respecto a las medianas de cada periodo. Existe una mayor heterogeneidad en el comportamiento del sector comercial, con valores atípicos en los periodos 1, 6 y 12 (o sea, 4to Tri 2018, 1er Tri 2020, 3er Tri 2021). La mayor cantidad de atípicos se encuentra en el sector Otros, lo que es esperable, dado que es un sector residual que involucra actividades muy heterogéneas.

Finalmente, la línea punteada marca el inicio del periodo de la pandemia COVID-19. No se visualiza un cambio drástico en el comportamiento de los sectores, aunque si se observa en general una disminución de la mediana del empleo privado relativo en el sector agropecuario (con un aumento de la variabilidad intercuartílica), comercial y otros. En el sector minero, se observa una mayor mediana en la etapa posterior al inicio de la pandemia, junto a una mayor variabilidad intercuartílica. Un resumen por provincia de las variables puede verse en el Apéndice.

4. Resultados de modelos espacio-temporales

Nuestro interés empírico se focaliza en la evolución de la dependencia espacio-temporal del mercado laboral, en particular del empleo privado relativo al total, a nivel sectorial e intersectorial. Desde la literatura internacional, numerosos estudios sobre integración de los mercados laborales regionales muestran la importancia de la dependencia espacial y sus efectos de contagio. [Kivi & Paas \(2021\)](#) sintetizan las investigaciones que muestran la detección de dependencia espacial en indicadores laborales regionales para diferentes países, como por ejemplo: Reino Unido ([Molho, 1995](#)), Australia ([Mitchell & Bill, 2004](#)), Italia ([Cracolici et al., 2007](#)), Alemania ([Semerikova, 2015](#)), Japón ([Kondo, 2015](#)), por citar algunos. En estos casos, la dependencia espacial es positiva, significando que las interacciones espaciales entre vecindarios son importantes para generar efectos de retroalimentación que afectan los resultados del mercado laboral en un área determinada. Otros estudios presentan desarrollos desde la teoría, como [Vega & Elhorst \(2014\)](#), extendiendo el modelo del mercado laboral regional de [Blanchard et al. \(1992\)](#) para incluir efectos de interacción espacial dinámica y estimar un modelo espacio-temporal. Sus resultados finales muestran que las regiones son interdependientes y que la magnitud e importancia de los efectos espaciales son sustantivos, existiendo propagación temporal y espacial de los flujos de mano de obra. Así, desde consideraciones empíricas como teóricas, la literatura respalda interdependencia espacial y integración de los mercados regionales. Por lo que, desde un punto de vista de la especificación econométrica, se plantea modelo *SUR – SLM* basado en las características de la variable de interés y en la revisión de la literatura más próxima.

El primer modelo propuesto es un sistema de ecuaciones sectoriales:

$$(\text{emp.priv./emp.tot.})_t^{ag} = \rho^{ag} \mathbf{W} \times (\text{emp.priv./emp.tot.})_t^{ag} + \beta_0^{ag} \mathbf{1}^{ag} + \beta_1^{ag} (\text{sal.priv./sal.tot.})_t^{ag} + \mathbf{u}_t^{ag} \quad (19a)$$

$$(\text{emp.priv./emp.tot.})_t^{co} = \rho^{co} \mathbf{W} \times (\text{emp.priv./emp.tot.})_t^{co} + \beta_0^{co} \mathbf{1}^{co} + \beta_1^{co} (\text{sal.priv./sal.tot.})_t^{co} + \mathbf{u}_t^{co} \quad (19b)$$

$$(\text{emp.priv./emp.tot.})_t^{ma} = \rho^{ma} \mathbf{W} \times (\text{emp.priv./emp.tot.})_t^{ma} + \beta_0^{ma} \mathbf{1}^{ma} + \beta_1^{ma} (\text{sal.priv./sal.tot.})_t^{ma} + \mathbf{u}_t^{ma} \quad (19c)$$

$$(\text{emp.priv./emp.tot.})_t^{mi} = \rho^{mi} \mathbf{W} \times (\text{emp.priv./emp.tot.})_t^{mi} + \beta_0^{mi} \mathbf{1}^{mi} + \beta_1^{mi} (\text{sal.priv./sal.tot.})_t^{mi} + \mathbf{u}_t^{mi} \quad (19d)$$

$$(\text{emp.priv./emp.tot.})_t^{ot} = \rho^{ot} \mathbf{W} \times (\text{emp.priv./emp.tot.})_t^{ot} + \beta_0^{ot} \mathbf{1}^{ot} + \beta_1^{ot} (\text{sal.priv./sal.tot.})_t^{ot} + \mathbf{u}_t^{ot} \quad (19e)$$

donde *ag*: sector agropecuario, *co*: sector comercial, *ma*: sector manufacturero, *mi*: sector minero y *ot*: sector otros. Cada variable es un vector de 24 valores (provincias), siendo $t = 1, \dots, 13$, es decir, la muestra es un panel balanceado de 1560 observaciones $(G \times T \times N) = (5 \times 13 \times 24)$.

Siguiendo la tradición de la literatura, la matriz \mathbf{W} fue especificada bajo un criterio geográfico de contigüidad tipo Reina (vinculando Tierra del Fuego con Santa Cruz con sus vecinos contiguos). Además, siguiendo el enfoque más habitual de econometría espacial, dicha matriz fue estandarizada por fila previo a la estimación.

Adicionalmente, se propone estimar un modelo intra-sectorial que permite detectar la heterogeneidad espacio-temporal del periodo. El sistema de ecuaciones propuesto es:

$$(\text{emp.priv./emp.tot.})_t^g = \rho_t^g \mathbf{W} \times (\text{emp.priv./emp.tot.})_t^g + \beta_0^g \mathbf{1}^g + \beta_1^g (\text{sal.priv./sal.tot.})_t^g + \mathbf{u}_t^g, \quad t = 1, \dots, 13. \quad (20)$$

para un dado g , siendo $g : ag, co, ma, mioot$. Obsérvese, que el coeficiente ρ varía en cada periodo, implicando que el sistema de ecuaciones contiene 13 ecuaciones para cada sector. A continuación, presentamos los resultados

4.1. Resultados del modelo SUR-SLM entre sectores

El modelo de sistema de ecuaciones (19) fue estimado por Máxima Verosimilitud. En la Tabla 3, se presentan los resultados de los coeficientes estimados, sus errores estándares y significancia.

Tabla 3. Resultados del Modelo *SUR – SLM* sectorial.

Sector	Sector agropecuario		Sector Comercial		Sector Manufacturero		Sector Minero		Sector Otros	
	coef.	s.e.	coef.	s.e.	coef.	s.e.	coef.	s.e.	coef.	s.e.
$\hat{\beta}_0$	1.03***	0.092	0.55***	0.047	0.34***	0.038	0.95***	0.109	0.49***	0.156
$\hat{\beta}_1$	-0.26***	0.066	0.05***	0.010	0.44***	0.025	-0.40***	0.092	-0.30***	0.164
$\hat{\rho}$	0.21***	0.061	0.37***	0.050	0.21***	0.044	0.37***	0.053	0.41***	0.055

Nota: Errores estándares entre paréntesis. Nivel de significancia: *10%, **5%, ***1%.

Utilizando la log-verosimilitud, el *LR* rechaza la hipótesis nula de que el sistema pueda reducirse a un *SUR – SIM*, validando el modelo SLM.

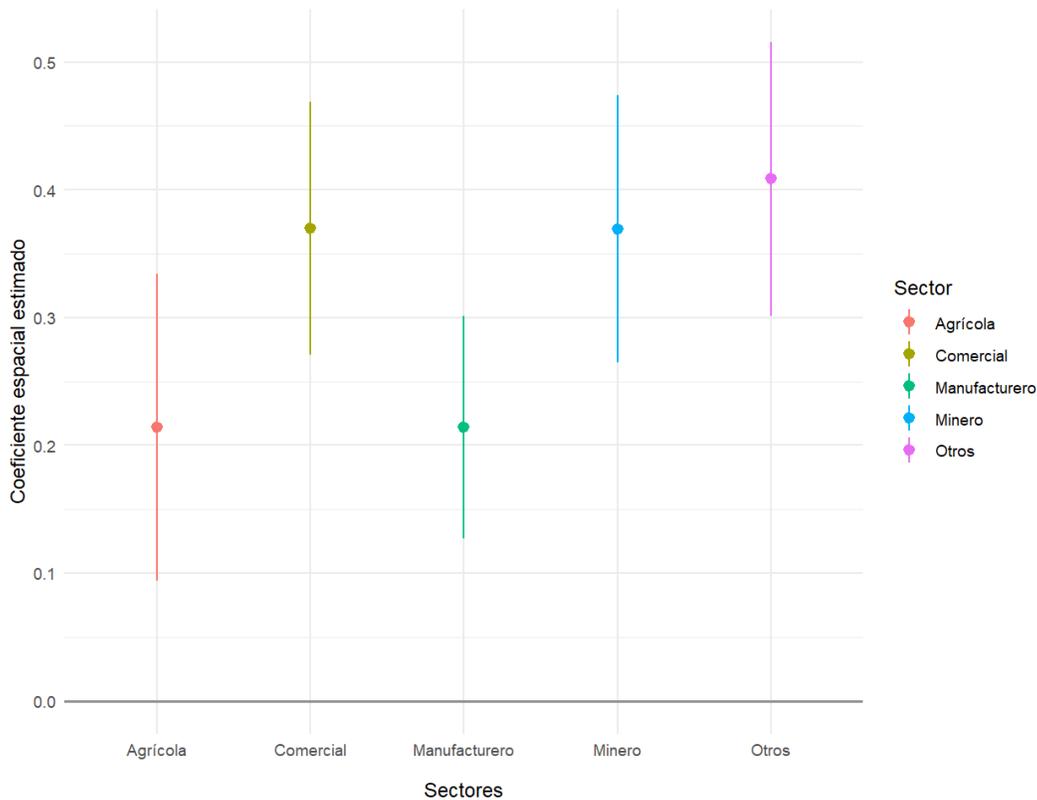
Además, obsérvese que la estimación SLM en la Tabla 3, involucra diferentes betas y rezagos espaciales para cada sector pudiendo contrastarse la igualdad entre sectores de los coeficientes involucrados. El procedimiento es estándar en econometría, tal como consultarse en [Greene \(2003\)](#). Es decir, la hipótesis nula: $H_0 : \beta^{ag} = \beta^{co} = \beta^{ma} = \beta^{mi} = \beta^{ot}$, puede ser contrastada usando el test de Wald: $W = (\mathbf{R}\hat{\beta})'[\mathbf{RVR}]^{-1}(\mathbf{R}\hat{\beta})$ siendo \mathbf{R} una matriz

de restricciones proveniente de la hipótesis nula, de dimensión $((G-1) \times (G \times k))$, que en este caso es de 4×10 , siendo \mathbf{V} la matriz de varianzas-covarianzas de los coeficientes no-espaciales del SUR-SLM. El Wald test es $\hat{W} = 269,93$ y se rechaza H_0 , bajo una χ^2 con 4 grados de libertad ($p - value < 2,2e - 16$).

El mismo procedimiento puede realizarse para la igualdad de los parámetros ρ entre cada sector. El Wald test resultante es $\hat{W} = 12,883$ y se rechaza H_0 bajo una χ^2 con 4 grados de libertad ($p - value = 0,01186$).

En la Figura 2, se presentan los coeficientes espaciales para cada sector, junto al intervalo de confianza al 95 %. Puede visualizarse la heterogeneidad del componente espacial entre los sectores. En los 5 sectores se detectan valores positivos, indicando que, bajo una matriz contigüidad, los valores de la razón de empleo privado respecto al total tienden a tener valores elevados (bajos) cuando en su vecindario existen valores altos (bajos).

Figura 2: Coeficientes espaciales del modelo SUR-SLM para cada sector



Por último, uno de los principales intereses en la estimación SUR es evaluar el alcance de la matriz de covarianzas o correlaciones entre sectores. Es decir, si son significativamente diferentes de 0. Si no fuese así, la estimación del modelo SUR no ofrecería más ganancia en eficiencia que una estimación individual para cada sector. El paquete **spsur** genera por default el estadístico de de contraste Breusch-Pagan para esta finalidad. En nuestro sistema de ecuaciones el resultado obtenido es: $Breusch - Pagan = 150,8$, $p - value : 2,52e - 27$, implicando una ganancia en eficiencia al estimar nuestro modelo.

4.2. Resultados del modelo SUR-SLM intra-sectorial

En esta sección se muestran los resultados obtenidos para cada sector, modelo de la ecuación (20), considerando la variabilidad de los coeficientes betas en cada periodo y la variabilidad del coeficiente ρ que captura el efecto espacio-temporal. La Tabla 4 presenta las estimaciones puntuales para cada sector y periodo temporal analizado.

Tabla 4. Resultados del Modelo temporal *SUR* – *SLM* sectorial.

Periodo	Sector agropecuario			Sector Comercial			Sector Manufacturero			Sector Minero			Sector Otros		
	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\rho}$	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\rho}$	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\rho}$	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\rho}$	$\hat{\beta}_0$	$\hat{\beta}_1$	$\hat{\rho}$
2018-4 ^o	1.41*** (0.027)	-0.49*** (0.012)	0.06** (0.024)	0.72*** (0.088)	0.05*** (0.001)	0.20** (0.093)	0.80*** (0.123)	0.22*** (0.022)	-0.02 (0.121)	1.87*** (0.132)	-0.54*** (0.122)	0.05 (0.113)	0.48*** (0.086)	-0.14*** (0.087)	0.14 (0.087)
2019-1 ^o	1.48*** (0.022)	-0.48*** (0.009)	0.04** (0.018)	0.68*** (0.106)	0.07*** (0.015)	0.28** (0.113)	0.84*** (0.114)	0.18*** (0.019)	-0.03 (0.113)	1.01*** (0.129)	-0.19*** (0.082)	0.07 (0.113)	0.98*** (0.055)	-0.01 (0.041)	-0.05 (0.092)
2019-2 ^o	1.41*** (0.023)	-0.46*** (0.006)	0.03 (0.020)	0.70*** (0.127)	0.09** (0.014)	0.24* (0.137)	0.81*** (0.113)	0.20*** (0.014)	-0.02 (0.113)	0.82*** (0.207)	-0.11 (0.092)	0.19 (0.168)	0.24*** (0.078)	0.01 (0.085)	0.28 (0.246)
2019-3 ^o	1.47*** (0.022)	-0.53*** (0.008)	0.04** (0.017)	0.68*** (0.137)	0.04*** (0.014)	0.24* (0.146)	0.69*** (0.114)	0.29*** (0.027)	0.01 (0.112)	0.90*** (0.122)	-0.10 (0.014)	0.09 (0.114)	0.52*** (0.141)	-0.33*** (0.112)	0.38 (0.414)
2019-4 ^o	1.45*** (0.021)	-0.50*** (0.009)	0.03** (0.015)	0.79*** (0.117)	0.09*** (0.009)	0.13 (0.123)	0.79*** (0.148)	0.25*** (0.032)	-0.06 (0.142)	1.00*** (0.263)	-0.14 (0.116)	0.02 (0.226)	0.54*** (0.088)	-0.31*** (0.112)	0.26 (0.214)
2020-1 ^o	1.40*** (0.024)	-0.46*** (0.007)	0.04** (0.021)	0.66*** (0.090)	0.05*** (0.009)	0.26*** (0.095)	0.62*** (0.071)	0.43*** (0.020)	-0.06 (0.067)	0.98*** (0.082)	-0.17*** (0.054)	0.09 (0.078)	0.01 (0.148)	0.12*** (0.184)	0.61 (0.517)
2020-2 ^o	1.55*** (0.023)	-0.62*** (0.011)	0.04** (0.017)	0.58*** (0.084)	0.05*** (0.008)	0.34*** (0.087)	0.62*** (0.065)	0.42*** (0.017)	-0.05 (0.063)	1.00*** (0.253)	-0.20 (0.139)	0.09 (0.212)	0.37*** (0.080)	-0.15 (0.008)	0.26 (0.166)
2020-3 ^o	1.55*** (0.025)	-0.61*** (0.011)	0.04* (0.020)	0.58*** (0.084)	0.04*** (0.007)	0.35*** (0.088)	0.53*** (0.069)	0.51*** (0.022)	-0.05 (0.066)	0.91* (0.464)	-0.07 (0.080)	0.04 (0.509)	0.58*** (0.112)	-0.32*** (0.075)	0.16 (0.327)
2020-4 ^o	1.63*** (0.022)	-0.68*** (0.014)	0.033** (0.014)	0.57*** (0.088)	0.04*** (0.007)	0.36*** (0.091)	0.47*** (0.087)	0.55*** (0.028)	-0.03 (0.079)	0.94*** (0.118)	-0.11** (0.052)	0.06 (0.122)	0.92*** (0.277)	-0.88*** (0.332)	0.67 (1.223)
2021-1 ^o	1.45*** (0.020)	-0.50*** (0.008)	0.03** (0.015)	0.57*** (0.105)	0.04*** (0.007)	0.36*** (0.109)	0.57*** (0.079)	0.41*** (0.024)	0.01 (0.075)	0.98*** (0.175)	-0.16 (0.058)	0.08 (0.162)	0.49*** (0.082)	-0.13*** (0.056)	-0.09 (0.114)
2021-2 ^o	0.92*** (0.025)	0.06*** (0.006)	-0.00 (0.017)	0.78*** (0.124)	0.03*** (0.011)	0.15 (0.131)	0.57*** (0.076)	0.40*** (0.022)	0.02 (0.072)	1.01*** (0.195)	-0.17** (0.078)	0.05 (0.177)	0.63*** (0.089)	-0.22** (0.087)	-0.27*** (0.131)
2021-3 ^o	-1.17*** (0.026)	2.21*** (0.018)	-0.05*** (0.015)	0.78*** (0.234)	0.02 (0.014)	0.15 (0.248)	0.59*** (0.076)	0.41*** (0.020)	-0.02 (0.072)	1.11*** (0.230)	-0.25** (0.120)	0.04 (0.166)	0.57*** (0.059)	-0.200*** (0.056)	-0.12** (0.050)
2021-4 ^o	-0.53*** (0.023)	1.54*** (0.006)	-0.03** (0.017)	0.70*** (0.156)	0.03*** (0.011)	0.23* (0.016)	0.67*** (0.078)	0.39*** (0.019)	-0.06 (0.075)	1.00*** (0.148)	-0.23*** (0.071)	0.13 (0.111)	0.57*** (0.087)	-0.22** (0.087)	-0.07 (0.065)

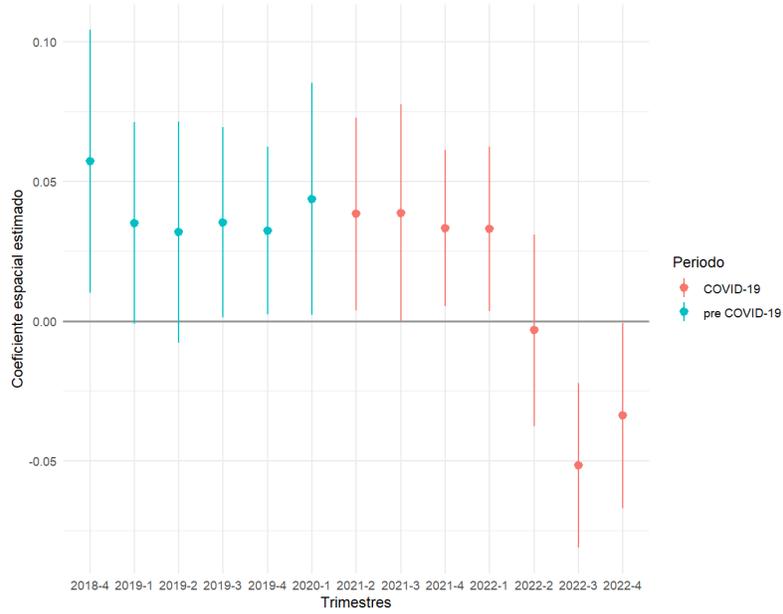
Nota: Errores estándares entre paréntesis. Nivel de significancia: *10%, **5%, ***1%.

Realizando similares ejercicios sobre las restricciones de coeficientes no espaciales y espaciales, encontramos que los resultados se mantienen. Es decir, existe heterogeneidad en los betas y en el rezago espacial entre los 13 periodos analizados para cada sector.

Con la finalidad de centrar la atención en la variabilidad del parámetro espacial se presentan las estimaciones puntuales con su intervalo de confianza de 95 % en las siguientes figuras.

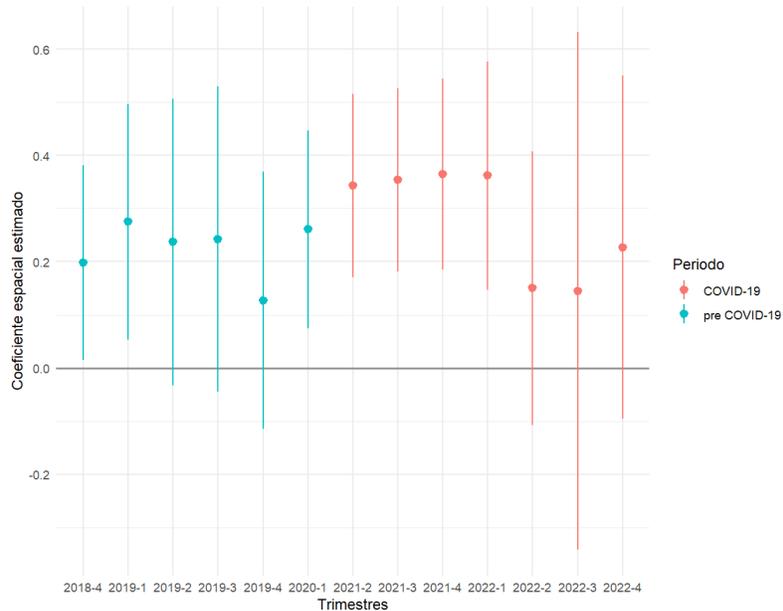
La Figura 3 muestra la estimación en cada periodo del coeficiente espacial para el sector agropecuario. Puede observarse cierta estabilidad de los valores de autocorrelación positiva, incluso en el primer año de iniciada la pandemia. Los últimos 3 trimestres del periodo reflejan un claro y significativo cambio, con autocorrelaciones negativas y en dos periodos significativas. Estos resultados pueden interpretarse como un desacople espacial entre provincias vecinas, e incluso una competencia de recursos entre sectores agrícolas vecinos, al menos en términos de nuestra variable de interés.

Figura 3: Coeficientes espaciales del modelo SUR-SLM para el sector agropecuario



En las Figura 4 se presenta el comportamiento espacio temporal para el sector comercial. En este caso, se muestra una dinámica similar al sector agropecuario, con predominancia de valores positivos en los periodos previos y los iniciales a la pandemia. Al igual que en el sector agrícola, los últimos tres periodos de análisis reflejan una disminución del coeficiente de autocorrelación espacial, aunque en este caso los coeficientes son no-significativos. La interpretación directa es que para el sector comercial, las regiones se comportaron de forma independiente al comportamiento de sus vecinos.

Figura 4: Coeficientes espaciales del modelo SUR-SLM para el sector comercial



Las siguientes gráficas, Figuras 5, 6 y 7, muestran que el componente espacio-temporal no es relevante, al

menos individualmente para los sectores manufacturero, minero y otros. En el caso del sector Otros, se detecta un comportamiento sinusoidal alrededor de cero, con valores positivos y negativos significativos, pero este resultado puede deberse al agrupamiento de sectores muy diversos.

Estos resultados evidencian la necesidad de considerar la heterogeneidad espacio-temporal. En comparación al primer modelo (que solo considera heterogeneidad entre sectores), la mayor flexibilidad en la dinámica temporal del modelo (20) ayuda a descomponer efectos periodo a periodo, permitiendo analizar la contribución espacial del mismo.

Figura 5: Coeficientes espaciales del modelo SUR-SLM para el sector manufacturero

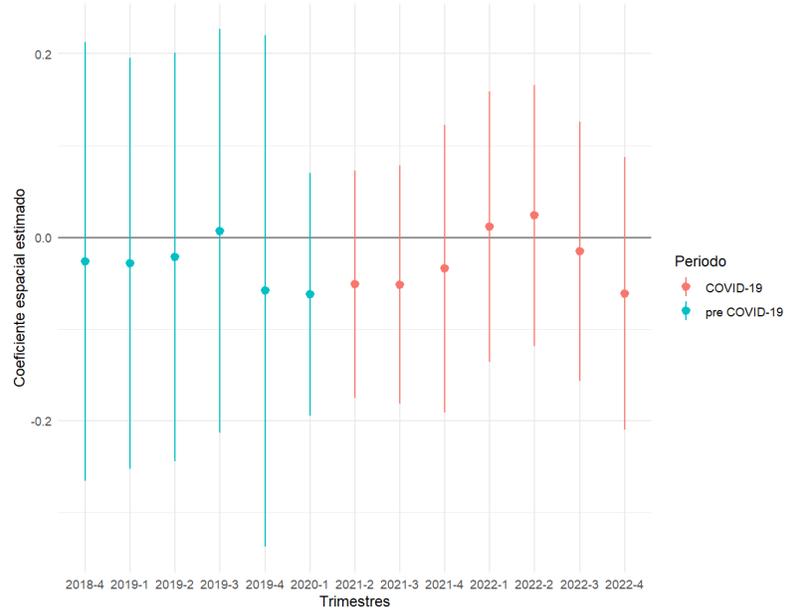


Figura 6: Coeficientes espaciales del modelo SUR-SLM para el sector minero

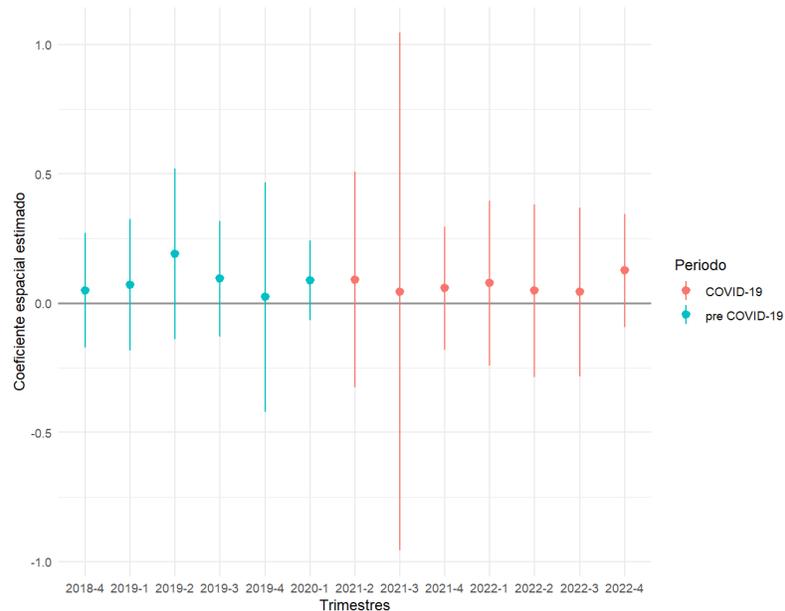
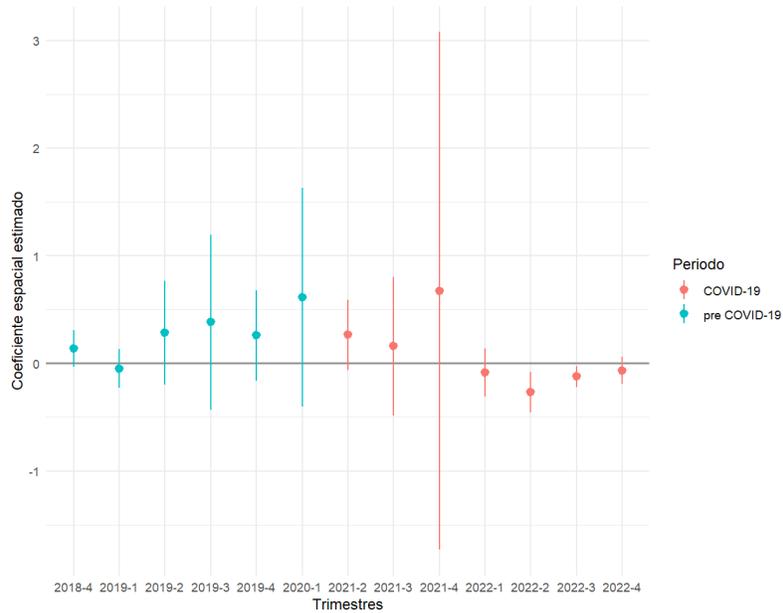


Figura 7: Coeficientes espaciales del modelo SUR-SLM para otros sectores



5. Comentarios Finales

Los modelos SUR espaciales permiten tratar datos espacio-temporales multidimensionales, como lo demuestra el desarrollo seminal de [Anselin \(1988\)](#) y los subsecuentes aportes de [Mur et al. \(2010\)](#); [Baltagi & Piroette \(2011\)](#); [López et al. \(2014, 2017\)](#); [Paez et al. \(2021\)](#), entre otros. Recientemente ha habido un aumento en el interés por esta metodología, en parte gracias a la disponibilidad de paquetes específicos como **spsur** ([Mínguez et al., 2022](#)) para R y es esperable una tendencia creciente en el futuro tanto de contribuciones empíricas como metodológicas.

La revisión de las referencias más relevantes del estado del arte de la literatura de los SUR espaciales pone en evidencia las escasas contribuciones empíricas en América Latina, y Argentina en particular. Es por ello que nuestra investigación ha buscado mostrar la potencialidad del enfoque para un ejemplo empírico concreto, comparando diferentes modelos y especificaciones que permitan capturar la heterogeneidad y dependencia espacial del empleo privado entre sectores económicos y a través del tiempo.

Los resultados de los dos modelos SUR estimados reflejan la validez y ganancia de eficiencia al estimar conjuntamente el sistema de ecuaciones. Puntualmente, los resultados destacan que el empleo privado presenta una heterogénea dependencia espacial entre sectores y patrones de dependencia espacio-temporal con diferentes dinámicas entre periodos previos y posteriores a la declaración de la pandemia, particularmente en el sector agropecuario. Es importante destacar que estos resultados son preliminares, ya que no se han incluido diferentes controles provinciales que pueden afectar el análisis.

Las técnicas ilustradas en este estudio deberían contribuir a estudios futuros que requieran múltiples ecuaciones en presencia de efectos temporales y espaciales. Futuros avances considerarán controles adicionales así como se contemplará la posibilidad de trabajar a una menor desagregación para ganar un mayor entendimiento de la dinámica del empleo registrado privado.

6. Apéndice

Tabla A. Estadísticas descriptivas por provincia

	N	Media	Desvío Estándar	Min	Max	Rango
Buenos Aires						
Razón salario privado respecto salario total	65	0.96	0.05	0.84	1.03	0.18
Razón empleados privados respecto empleados totales	65	0.83	0.19	0.50	1.00	0.50
CABA						
Razón salario privado respecto salario total	65	0.99	0.05	0.91	1.12	0.21
Razón empleados privados respecto empleados totales	65	0.85	0.15	0.60	0.99	0.40
Catamarca						
Razón salario privado respecto salario total	65	0.96	0.09	0.74	1.12	0.38
Razón empleados privados respecto empleados totales	65	0.74	0.32	0.16	1.00	0.84
Chaco						
Razón salario privado respecto salario total	65	0.97	0.06	0.79	1.04	0.25
Razón empleados privados respecto empleados totales	65	0.79	0.28	0.24	1.00	0.76
Chubut						
Razón salario privado respecto salario total	65	0.96	0.09	0.75	1.09	0.34
Razón empleados privados respecto empleados totales	65	0.85	0.25	0.35	1.00	0.65
Córdoba						
Razón salario privado respecto salario total	65	0.94	0.05	0.85	1.00	0.15
Razón empleados privados respecto empleados totales	65	0.87	0.19	0.49	1.00	0.51
Corrientes						
Razón salario privado respecto salario total	65	0.96	0.04	0.88	1.00	0.12
Razón empleados privados respecto empleados totales	65	0.83	0.29	0.25	1.00	0.75
Entre Ríos						
Razón salario privado respecto salario total	65	0.95	0.05	0.70	1.00	0.30
Razón empleados privados respecto empleados totales	65	0.83	0.28	0.28	1.00	0.72
Formosa						
Razón salario privado respecto salario total	65	0.99	0.02	0.94	1.04	0.11
Razón empleados privados respecto empleados totales	65	0.82	0.32	0.17	1.00	0.83
Jujuy						
Razón salario privado respecto salario total	65	0.99	0.01	0.96	1.02	0.05
Razón empleados privados respecto empleados totales	65	0.83	0.32	0.19	1.00	0.81
La Pampa						
Razón salario privado respecto salario total	65	0.93	0.10	0.67	1.00	0.33
Razón empleados privados respecto empleados totales	65	0.84	0.27	0.29	1.00	0.71
La Rioja						
Razón salario privado respecto salario total	65	0.93	0.12	0.65	1.07	0.42
Razón empleados privados respecto empleados totales	65	0.78	0.32	0.14	0.99	0.86
Mendoza						
Razón salario privado respecto salario total	65	0.96	0.04	0.88	1.00	0.12
Razón empleados privados respecto empleados totales	65	0.82	0.24	0.37	1.00	0.63
Misiones						
Razón salario privado respecto salario total	65	0.97	0.04	0.85	1.00	0.15
Razón empleados privados respecto empleados totales	65	0.84	0.29	0.26	1.00	0.74
Neuquén						
Razón salario privado respecto salario total	65	0.94	0.06	0.80	1.06	0.26
Razón empleados privados respecto empleados totales	65	0.79	0.23	0.33	1.00	0.67
Río Negro						
Razón salario privado respecto salario total	65	0.96	0.05	0.82	1.02	0.20
Razón empleados privados respecto empleados totales	65	0.84	0.24	0.36	1.00	0.64
Salta						
Razón salario privado respecto salario total	65	0.98	0.03	0.91	1.04	0.13
Razón empleados privados respecto empleados totales	65	0.85	0.26	0.31	1.00	0.69
San Juan						
Razón salario privado respecto salario total	65	0.98	0.03	0.92	1.00	0.08
Razón empleados privados respecto empleados totales	65	0.86	0.26	0.32	1.00	0.68
San Luis						
Razón salario privado respecto salario total	65	0.98	0.02	0.94	1.01	0.07
Razón empleados privados respecto empleados totales	65	0.81	0.27	0.28	1.00	0.72
Santa Cruz						
Razón salario privado respecto salario total	65	0.97	0.07	0.84	1.08	0.23
Razón empleados privados respecto empleados totales	65	0.87	0.14	0.54	1.00	0.46
Santa Fé						
Razón salario privado respecto salario total	65	0.97	0.03	0.91	1.01	0.10
Razón empleados privados respecto empleados totales	65	0.86	0.20	0.47	1.00	0.53
Santiago Del Estero						
Razón salario privado respecto salario total	65	0.98	0.03	0.93	1.02	0.09
Razón empleados privados respecto empleados totales	65	0.84	0.29	0.24	1.00	0.76
Tierra Del Fuego						
Razón salario privado respecto salario total	65	1.00	0.11	0.85	1.31	0.46
Razón empleados privados respecto empleados totales	65	0.78	0.24	0.31	1.00	0.69
Tucumán						
Razón salario privado respecto salario total	65	0.99	0.02	0.94	1.02	0.08
Razón empleados privados respecto empleados totales	65	0.85	0.26	0.32	1.00	0.68
Total						
Razón salario privado respecto salario total	1560	0.97	0.06	0.65	1.31	0.67
Razón empleados privados respecto empleados totales	1560	0.83	0.26	0.14	1.00	0.86
Observaciones	1560					

Referencias

- Allers, M. & Elhorst, J. P. (2011). A simultaneous equations model of fiscal policy interactions. *Journal of Regional Science*, 51(2), 271–291.
- Anselin, L. (1988). *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Dordrecht, The Netherlands: Kluwer Academic Publishers.
- Anselin, L. (2016). Estimation and testing in the spatial seemingly unrelated regression model. *GeoDa Center, Arizona State University*, Working Paper Number 2016-01.
- Anselin, L., Bera, A. K., Florax, R., & Yoon, M. (1996). Simple diagnostic tests for spatial dependence. *Regional Science and Urban Economics*, 26(1), 77–104.
- Anselin, L., Le Gallo, J., & Jayet, H. (2008). Spatial panel econometrics. In L. Matyas & P. Sevestre (Eds.), *The econometrics of panel data: Fundamentals and recent developments in theory and practice* chapter 19, (pp. 625–660). Springer.
- Anselin, L. & Rey, S. (2014). *Modern spatial econometrics in practice: A guide to GeoDa, GeoDaSpace and PySAL*. GeoDa Press LLC.
- Badinger, H., Müller, W., & Tondl, G. (2004). Regional convergence in the European Union, 1985-1999: A spatial dynamic panel analysis. *Regional Studies*, 38(3), 241–253.
- Bailey, N., Kapetanios, G., & Pesaran, H. (2016). Exponent of cross-sectional dependence: Estimation and inference. *Journal of Applied Econometrics*, 31(6), 929–960.
- Baltagi, B. & Bresson, G. (2011). Maximum likelihood estimation and lagrange multiplier tests for panel seemingly unrelated regressions with spatial lag and spatial errors: An application to hedonic housing prices in Paris. *Journal of Urban Economics*, 69(1), 24–42.
- Baltagi, B. & Pirotte, A. (2011). Seemingly unrelated regressions with spatial error components. *Empirical Economics*, 40, 5–49.
- Banerjee, S., Carlin, B., & Gelfand, A. (2003). *Hierarchical modeling and analysis for spatial data*. Chapman and Hall/CRC.
- Beenstock, M. & Felsenstein, D. (2008). Regional heterogeneity, conditional convergence and regional inequality. *Regional studies*, 42(4), 475–488.
- Beenstock, M. & Felsenstein, D. (2019). *The Econometric Analysis of Non-Stationary Spatial Panel Data*. Springer.
- Bera, A. & Yoon, M. (1993). Specification testing with locally misspecified alternatives. *Econometric Theory*, 9(4), 649–658.
- Blanchard, O. J., Katz, L., Hall, R., & Eichengreen, B. (1992). Regional evolutions. *Brookings Papers on Economic Activity*, 1992(1), 1–75.

- Carlino, G. & DeFina, R. (1999). The differential regional effects of monetary policy: Evidence from the US states. *Journal of Regional science*, 39(2), 339–358.
- Chudik, A. & Pesaran, H. (2016). Theory and practice of gvar modelling. *Journal of Economic Surveys*, 30(1), 165–197.
- Chudik, A., Pesaran, H., & Tosetti, E. (2011). Weak and strong cross-section dependence and estimation of large panels. *Econometrics Journal*, 14(1).
- Conley, T. (1999). GMM estimation with cross sectional dependence. *Journal of Econometrics*, 92(1), 1–45.
- Conley, T. & Molinari, F. (2007). Spatial correlation robust inference with errors in location or distance. *Journal of Econometrics*, 140(1), 76–96.
- Cracolici, M. F., Cuffaro, M., & Nijkamp, P. (2007). Geographical distribution of unemployment: An analysis of provincial differences in Italy. *Growth and Change*, 38(4), 649–670.
- Cressie, N. & Wikle, C. (2015). *Statistics for spatio-temporal data*. John Wiley & Sons.
- Di Giacinto, V. (2003). Differential regional effects of monetary policy: A geographical SVAR approach. *International Regional Science Review*, 26(3), 313–341.
- Di Giacinto, V. (2006). A generalized space-time ARMA model with an application to regional unemployment analysis in Italy. *International Regional Science Review*, 29(2), 159–198.
- Elhorst, J. P. (2001). Dynamic models in space and time. *Geographical Analysis*, 33(2), 119–140.
- Elhorst, J. P. (2003). Specification and estimation of spatial panel data models. *International Regional Science Review*, 26(3), 244–268.
- Elhorst, J. P. (2008). Serial and spatial error correlation. *Economics Letters*, 100(3), 422–424.
- Elhorst, J. P. (2014). *Spatial Econometrics. From Cross-sectional data to Spatial Panels*. SpringerBriefs in Regional Science, Springer.
- Elhorst, J. P., Gross, M., & Tereanu, E. (2021). Cross-sectional dependence and spillovers in space and time: Where spatial econometrics and global var models meet. *Journal of Economic Surveys*, 35(1), 192–226.
- Fingleton, B. (2001). Theoretical economic geography and spatial econometrics: dynamic perspectives. *Journal of Economic Geography*, 1(2), 201–225.
- Fingleton, B. (2007). A multi-equation spatial econometric model, with application to eu manufacturing productivity growth. *Journal of Geographical Systems*, 9, 119–144.
- Greene, W. (2003). *Econometric analysis*. Pearson Education.
- Herrera, M., Mur, J., & Ruiz, M. (2019). A comparison study on criteria to select the most adequate weighting matrix. *Entropy*, 21(2), 160.

- Hsiao, C. (2022). *Analysis of panel data*. Cambridge University Press.
- Kakamu, K., Polasek, W., & Wago, H. (2012). Production technology and agglomeration for Japanese prefectures during 1991–2000. *Papers in Regional Science*, 91(1), 29–41.
- Kapetanios, G., Pesaran, H., & Yamagata, T. (2011). Panels with non-stationary multifactor error structures. *Journal of Econometrics*, 160(2), 326–348.
- Kelejian, H. & Prucha, I. (2004). Estimation of simultaneous systems of spatially interrelated cross sectional equations. *Journal of Econometrics*, 118(1-2), 27–50.
- Kivi, L. H. & Paas, T. (2021). Spatial interactions of employment in European labour markets. *Eastern Journal of European Studies*, 12.
- Kondo, K. (2015). Spatial persistence of Japanese unemployment rates. *Japan and the World Economy*, 36, 113–122.
- Lee, L.-f. & Yu, J. (2010). Some recent developments in spatial panel data models. *Regional Science and Urban Economics*, 40(5), 255–271.
- López, F., Martínez-Ortiz, P., & Cegarra-Navarro, J.-G. (2017). Spatial spillovers in public expenditure on a municipal level in Spain. *The Annals of Regional Science*, 58, 39–65.
- López, F., Mur, J., & Angulo, A. (2014). Spatial model selection strategies in a SUR framework. The case of regional productivity in EU. *The Annals of Regional Science*, 53, 197–220.
- Mínguez, R., López, F., & Mur, J. (2022). spsur: an R package for dealing with spatial seemingly unrelated regression models. *Journal of Statistical Software*, 104, 1–43.
- Mitchell, W. & Bill, A. (2004). Spatial dependence in regional unemployment in Australia.
- Molho, I. (1995). Spatial autocorrelation in British unemployment. *Journal of Regional Science*, 35(4), 641–658.
- Mur, J. & Angulo, A. (2009). Model selection strategies in a spatial setting: Some additional results. *Regional Science and Urban Economics*, 39(2), 200–213.
- Mur, J., López, F., & Herrera, M. (2010). Testing for spatial effects in seemingly unrelated regressions. *Spatial Economic Analysis*, 5(4), 399–440.
- Paez, A., López, F., Menezes, T., Cavalcanti, R., & Pitta, M. G. d. R. (2021). A spatio-temporal analysis of the environmental correlates of COVID-19 incidence in Spain. *Geographical Analysis*, 53(3), 397–421.
- Pesaran, H. (2006). Estimation and inference in large heterogeneous panels with a multifactor error structure. *Econometrica*, 74(4), 967–1012.
- Pesaran, H. (2015). Testing weak cross-sectional dependence in large panels. *Econometric Reviews*, 34(6-10), 1089–1117.

- Pesaran, H. & Tosetti, E. (2011). Large panels with common factors and spatial correlation. *Journal of Econometrics*, 161(2), 182–202.
- Semerikova, E. (2015). Spatial patterns of german labor market: Panel data analysis of regional unemployment. *Geographical Labor Market Imbalances: Recent Explanations And Cures*, (pp. 37–64).
- Vega, S. H. & Elhorst, J. P. (2014). Modelling regional labour market dynamics in space and time. *Papers in Regional Science*, 93(4), 819–841.
- Wang, X. & Kockelman, K. (2007). Specification and estimation of a spatially and temporally autocorrelated seemingly unrelated regression model: application to crash rates in China. *Transportation*, 34, 281–300.
- White, E. & Hewings, G. (1982). Space-Time employment modeling: some results using seemingly unrelated regression estimators. *Journal of Regional Science*, 22(3), 283–302.
- Zellner, A. (1962). An efficient method of estimating seemingly unrelated regressions and tests for aggregation bias. *Journal of the American statistical Association*, 57(298), 348–368.