



Munich Personal RePEc Archive

Spatial Causality. Non-Parametric Approach

Herrera Gómez, Marcos

Zaragoza University

August 2010

Online at <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/61326/>

MPRA Paper No. 61326, posted 15 Jan 2015 14:21 UTC

Causalidad Espacial

Enfoque No Paramétrico*

Marcos Herrera Gómez
Universidad de Zaragoza

Resumen

En este trabajo mostramos la capacidad de un nuevo contraste no paramétrico basado en entropía y dinámica simbólica para tratar con la detección de causalidad espacial. El buen comportamiento del nuevo test en detectar relaciones causales es considerado mediante experimentos numéricos, y mediante una aplicación empírica de causalidad espacial entre desempleo y migración para 103 provincias italianas. Los resultados muestran la existencia de causalidad bidireccional entre desempleo y migración.

Palabras clave: Causalidad espacial, dinámica simbólica, migración y desempleo.

Clasificación JEL: C21; C50; R15

*Este trabajo fue realizado en el tiempo de estancia de investigación de autor en el ISEA (Roma, Italia), siendo parcialmente financiado por una ayuda económica de la DGA(CONAID) y la CAI.

1. Introducción

La detección de las relaciones causa-efecto entre variables ha sido una tema de fundamental importancia en la mayoría de las ciencias naturales o sociales, incluyendo Economía. Un estudio bibliométrico de Hoover (2004) es muy ilustrativo: el 70 % de los artículos publicados contenidos por el JSTOR, en el año 2001, contienen palabras familiares a causalidad. En el caso de la literatura econométrica, este porcentaje asciende al 80 % de las publicaciones. Es claro que el tópico es uno de los principales en Economía y Econometría. En contraste, el índice temático del libro de texto de Lesage y Pace (2009), *Spatial Econometrics*, contiene casi 1.000 palabras, ninguna relacionada a las palabras familiares a causalidad consideradas por Hoover. Lo mismo puede decirse de otros libros de texto como Paelinck y Klaassen (1979), Anselin (1988), Upton y Fingleton (1985), Anselin y Florax (1995), Tiefelsdorf (2000), Griffith (2003), Anselin, Florax y Rey (2004), Getis, Mur y Zoller (2004) o Arbia (2006). Este silencio es estricto y difícilmente justificable.

El enfoque tradicional de la causalidad (Suppes, 1970) insiste en la idea de precedencia temporal: la causa debe ocurrir antes del efecto. Granger (1980) añade una segunda cláusula fundamental: la variable causa debe contener información sobre la variable efecto, y que no se encuentre en ninguna otra variable. La consecuencia es que la variable causal debe ayudar a predecir la variable efecto, lo que lleva al concepto de “predictibilidad incremental” como una medida cuantificable de causalidad. Esta es la misma idea formulada por Wiener (1956): “Para dos señales simultáneamente medidas, si se puede predecir mejor la primera señal usando la información del pasado de la segunda que sin ella, entonces llamamos a la segunda señal causal de la primera”.

En un típico problema econométrico espacial tenemos un único corte transversal de datos contemporáneos, sin perspectiva temporal. Tradicionalmente, la predicción no es un tema relevante aquí donde el problema principal es explicar la distribución espacial de algunas variables de acuerdo a diferentes elementos. El fuerte acento en “explicar” y no en “predecir” parece excluir el análisis de causalidad de la caja de herramientas en econometría espacial. Pero una situación parecida ocurre en otras disciplinas que utilizan datos similares (como la física, biología, climatología, por mencionar algunas), y a pesar de esto hay un interés fuerte no sólo en la detección de dependencia entre variables sino también en la identificación de relaciones de dirección de respuesta. El último punto equivale a identificar la dirección de la causalidad en el sistema de estudio. Bajo esta problemática, la generalización del enfoque de Granger-Wiener es una rama de la solución, no muy fiable cuando las relaciones no son lineales (Ancona et al, 2004). Las medidas basadas en la Teoría

de la Información parecen ser más robustas. Schreiber (2000) propone un método no paramétrico para medir la transferencia de información causal, llamada entropía de transferencia, que es simple y de gran alcance (véase también Marschinski y Kantz, 2002, o Dicks y Panchenko de 2006, para obras similares). Nuestra propuesta, también no paramétrica, está cerca de esta línea de razonamiento y parece estar bien adaptada a una aplicación típica de la econometría espacial.

El método que presentamos se basa en la entropía de permutación (ver a Joe, 1989a y b, Hong y White, 2005, y sus referencias), una técnica flexible no paramétrica con la finalidad de encontrar patrones regulares en las grandes colecciones de datos haciendo pocas presunciones. Matilla y Ruiz (2008) introducen la dinámica simbólica en este marco, con el fin de resumir la información fundamental que existen en una serie de tiempo, y la entropía simbólica como una forma de cuantificar este volumen de información. Los autores también obtienen un buen comportamiento de la prueba de dependencia serial que López et al. (2010) extienden al caso espacial. A continuación, nos adaptamos estas técnicas al problema de cómo identificar relaciones causales en un contexto espacial de corte transversal.

Para ilustrar la utilidad del contraste empíricamente exploramos la relación entre el migración y desempleo en Italia a nivel regional. En particular, pretendemos contrastar si existe causalidad espacial desde la migración interregional hacia la tasa de desempleo regional o viceversa. La relación entre migración y desempleo es uno de temas que levanta mayor debate entre la opinión pública. Muchos argumentan que la inmigración es la causa del elevado desempleo en las regiones receptoras de migrantes. Esta afirmación puede ser solventada con argumentos teóricos provenientes de la escuela neoclásica y de la Nueva Geografía Económica bajo la dinámica centro-periferia (Krugman, 1991).

Al contrario, otros autores destacan que el desempleo es el causante de la migración. Pissarides y Wadsworth (1989) han argumentado que el desempleo tiene efectos sobre la migración dado que la gente se desplaza desde lugares en donde no se encuentra completamente empleada hacia lugares que brinden mayores posibilidades. Además, el desempleo en el lugar de origen incrementa la probabilidad de migración debido a que existe una mayor probabilidad de quedar desempleado o de persistir en el desempleo. Bajo este esquema, se argumenta que el desempleo en el lugar de origen es una de las principales causas de la migración. En resumen, existe una bidireccionalidad entre migración y desempleo conviviendo en los ámbitos teóricos, transformándose esta problemática en una cuestión de determinación empírica.

La estructura del trabajo es la siguiente. En la sección 2 se introduce la notación, la definición y los elementos básicos de nuestro enfoque. En la sección 3 se presenta el contraste estadístico de causalidad espacial basado en la comparación de dos medidas de entropía condicional. Para ello es necesario utilizar un procedimiento de simbolización bien definido. En la sección 4 presentamos el análisis empírico entre migración interregional y la tasa de desempleo regional. Para ello se realiza una revisión de la literatura y se presenta un análisis descriptivo del comportamiento del desempleo y la migración interregional para Italia destacando sus principales características espaciales. Finalizamos la sección contrastando causalidad espacial mediante el estadístico propuesto. Por último, la sección 5 refleja las principales conclusiones del trabajo.

2. Preliminares

Sea $m \in \mathbb{N}$ con $m \geq 2$. Entonces, consideramos que el proceso espacial $\{X_s\}_{s \in S}$ se encuentra encajado en un espacio $m - dimensional$ de la siguiente forma:

$$X_m(s_0) = (X_{s_0}, X_{s_1}, \dots, X_{s_{m-1}}) \text{ for } s_0 \in S$$

donde s_1, s_2, \dots, s_{m-1} son los $m - 1$ vecinos más cercanos a s_0 , ordenados desde el más cercano hasta el más lejano en distancia Euclídea con respecto a la localización s_0 . Si dos o más localizaciones se encuentran equidistantes a s_0 , las ordenaremos de acuerdo a la dirección contraria a las agujas del reloj. En términos formales, s_1, s_2, \dots, s_{m-1} son los $m - 1$ vecinos más cercanos a s_0 que satisfacen las siguientes condiciones:

$$(a) \rho_1^0 \leq \rho_2^0 \leq \dots \leq \rho_{m-1}^0, \tag{1}$$

$$(b) \text{ y si } \rho_i^0 = \rho_{i+1}^0 \text{ entonces } \theta_i^0 < \theta_{i+1}^0$$

Note que la condición (b) es una condición técnica que asegura la unicidad de $X_m(s_0)$ para todo $s \in S$ en el caso en que dos vecinos se encuentren a la misma distancia de s_0 . Llamaremos $X_m(s)$ un $m - entorno$ del punto s .

Sea $\Gamma_n = \{\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n\}$ un conjunto de n símbolos. Ahora asumamos que hay una función

$$f : \mathbb{R}^m \rightarrow \Gamma$$

definida por $f(X_m(s)) = \sigma_{j_s}$ con $j_s \in \{1, 2, \dots, n\}$. Diremos que $s \in S$ es de $\sigma_i - tipo$ si y solo si $f(X_m(s)) = \sigma_i$. Denominaremos a la función f función

simbolizadora. Diremos que el símbolo $\sigma \in \Gamma$ es *admisibile* para el proceso $\{X_s\}_{s \in S}$ si y solo si $f(X_m(s)) = \sigma$ para algún $s \in S$.

Denotemos por

$$n_{\sigma_i} = \# \{s \in S | f(X_m(s)) = \sigma_i\}$$

la cardinalidad del subconjunto S formado por todos los elementos de σ_i - *tipo*.

Además, bajo las condiciones enunciadas, uno puede fácilmente computar la frecuencia relativa de un símbolo $\sigma \in \Gamma$ como:

$$p(\sigma) := p_\sigma = \frac{\# \{s \in S | s \text{ is of } \sigma - \text{type}\}}{|S|} \quad (2)$$

donde por $|S|$ denotamos la cardinalidad del conjunto S .

Ahora, bajo este esquema, podemos definir la *entropía simbólica* de un proceso espacial $\{X_s\}_{s \in S}$ para una dimensión de encaje $m \geq 2$. Esta entropía es definida como la entropía de Shannon de los n símbolos distintos como sigue:

$$h_m(X) = - \sum_{\sigma \in \Gamma} p_\sigma \ln(p_\sigma) \quad (3)$$

La entropía simbólica, $h(m)$, es la información contenida en comparar los m - *entornos* generados por el proceso espacial. Nótese que, si la función simbolizadora es estándar, $0 \leq h(m) \leq \ln(n)$, donde el límite inferior es alcanzado cuando solo aparece un símbolo, y el límite superior es alcanzado para un sistema completamente aleatorio donde todos los símbolos aparecen con la misma probabilidad.

Consideremos ahora un proceso espacial k - *dimensional* $\{Z_s = (X_{1s}, X_{2s}, \dots, X_{ks})\}_{s \in S}$ y una dimensión de encaje fija m . Sea $\Gamma_k = \Gamma \times \Gamma \cdots \times \Gamma$ el producto directo de k copias de Γ . Sea $\eta_{i_1, i_2, \dots, i_k} = (\sigma_{i_1}, \sigma_{i_2}, \dots, \sigma_{i_k}) \in \Gamma_k$. Entonces diremos que s es de $\eta_{i_1, i_2, \dots, i_k}$ - *tipo* para Z si y solo si s es de σ_{i_j} - *tipo* para X_{js} para todo $j = 1, 2, \dots, k$. Luego, bajo este contexto podemos definir la entropía simbólica para un proceso espacial k - *dimensional* $\{Z_s\}_{s \in S}$ como:

$$h_m(Z) = - \sum_{\eta \in \Gamma_k} p_\eta \ln(p_\eta) \quad (4)$$

Denotemos la entropía de Y condicionada a la ocurrencia del símbolo σ^x en X por:

$$h_m(Y|\sigma^x) = - \sum_{\sigma^y \in \Gamma} p(\sigma^y|\sigma^x) \ln(p(\sigma^y|\sigma^x)). \quad (5)$$

Entonces podemos definir la entropía simbólica condicional de Y_s dado X_s :

$$h_m(Y|X) = - \sum_{\sigma^x \in \Gamma} p(\sigma^x) h_m(Y_s|\sigma^x) \quad (6)$$

como el promedio de las entropías simbólicas con respecto a las funciones de probabilidad condicionales.

3. El Contraste

Sean $\{X_s\}_{s \in S}$ e $\{Y_s\}_{s \in S}$ dos procesos espaciales reales. Sea

$$\mathcal{W}(X, Y) = \{W_i | i \in I\} \quad (7)$$

un conjunto de matrices de pesos que determinan todas las posibles relaciones causales entre dos procesos espaciales, donde I es un conjunto de índices. Llamaremos al conjunto $\mathcal{W}(X, Y)$ *estructura causal espacial* desde X hacia Y .

Denotemos por

$$\mathcal{X}_{\mathcal{W}} = \{W_i X | W_i \in \mathcal{W}(X, Y)\} \quad (8)$$

al conjunto de retardos espaciales de X dados por todas las estructuras causales espaciales desde X hacia Y .

Nuestra definición de causalidad esta basada en argumentos provenientes de la Teoría de la Información.

Definición: Diremos que $\{X_s\}_{s \in S}$ no causa a $\{Y_s\}_{s \in S}$ bajo la estructura espacial causal $\mathcal{W}(X, Y)$ si

$$h_m(Y) = h_m\{Y|\mathcal{X}_{\mathcal{W}}\} \quad (9)$$

Entonces proponemos realizar un contraste no paramétrico unilateral para la siguiente hipótesis nula

$$H_0 : \{X_s\}_{s \in S} \text{ no causa a } \{Y_s\}_{s \in S} \text{ bajo } \mathcal{W}(X, Y)$$

con el siguiente estadístico:

$$\hat{\delta}(\mathcal{W}) = \hat{h}_m(Y) - \hat{h}_m\{Y|\mathcal{X}_{\mathcal{W}}\} \quad (10)$$

Si $\mathcal{X}_{\mathcal{W}}$ no contiene información extra sobre Y entonces $\hat{\delta}(\mathcal{W}) = 0$, por otro lado $\hat{\delta}(\mathcal{W}) > 0$.

Para no imponer ningún supuesto sobre la distribución asintótica, hemos decidido determinar la significancia del contraste mediante métodos de bootstrap. Existen varias posibilidades de bootstraps, una de ellas es remuestrear $\{X_s\}_{s \in S}$ e $\{Y_s\}_{s \in S}$ de manera independiente. Otra alternativa es remuestrear solo la variable considerada causal $\{X_s\}_{s \in S}$. Bajo cualquiera de las opciones, la estructura de dependencia es desafortunadamente perdida en el remuestreo. Esto puede influir en la distribución del contraste estadístico y, por lo tanto, bajo la hipótesis nula de no causalidad puede introducir desviaciones en la probabilidad de rechazo desde el tamaño nominal.

El procedimiento del contraste bootstrapeado, con un número B de réplicas de bootstrap, esta compuesto por los siguientes pasos:

1. Computar el valor del estadístico $\hat{\delta}(\mathcal{W})$ desde la muestra original $\{X_s\}_{s \in S}$ e $\{Y_s\}_{s \in S}$.
2. Remuestreando $\{X_s\}_{s \in S}$ e $\{Y_s\}_{s \in S}$, obtenemos dos series bootstrapeadas $\{X_s(b)\}_{s \in S}$ e $\{Y_s(b)\}_{s \in S}$, donde b indica el número de repeticiones del bootstrap.
3. Para las series $\{X_s(b)\}_{s \in S}$ e $\{Y_s(b)\}_{s \in S}$ estimar el estadístico de interés denotado por:

$$\hat{\delta}^{(b)}(\mathcal{W}) \tag{11}$$

4. Repetir $B-1$ veces los pasos 2 y 3 para obtener B realizaciones bootstrapeadas del estadístico, $\{\hat{\delta}^{(b)}(\mathcal{W})\}_{b=1}^B$.
5. Computar el $p_{boots} - valor$ bootstrapeado:

$$p_{boots} - valor(\hat{\delta}(\mathcal{W})) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B 1(\hat{\delta}^{(b)}(\mathcal{W}) > \hat{\delta}(\mathcal{W})) \tag{12}$$

donde $1(\cdot)$ es una función indicadora que asigna 1 si la desigualdad es verdad y 0 en otro caso.

6. Rechazar la hipótesis nula de $\{X_s\}_{s \in S}$ no causa a $\{Y_s\}_{s \in S}$ bajo la estructura espacial $\mathcal{W}(X, Y)$ si

$$p_{boots} - value(\hat{\delta}(\mathcal{W})) < \alpha \tag{13}$$

para un tamaño nominal α .

3.1. Propuesta de Simbolización

Ahora proponemos una función de simbolización particular f para el proceso espacial $\{X_s\}_{s \in S}$. Pueden proponerse diferentes funciones de simbolización, dependiendo del problema a considerar. Por lo tanto, el anterior esquema es adaptable a las necesidades del problema considerado y el procedimiento puede ser refinado de acuerdo a casos particulares donde el investigador posee un mayor conocimiento de la dinámica del proceso estudiado. La función de simbolización propuesta f es definida como sigue: denotemos por Me la mediana del proceso espacial $\{X_s\}_{s \in S}$ y sea

$$\gamma_s = \begin{cases} 0 & \text{si } X_s \leq Me \\ 1 & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (14)$$

Ahora, definimos la función indicadora

$$\mathcal{I}_{s_1 s_2} = \begin{cases} 0 & \text{si } \gamma_{s_1} \neq \gamma_{s_2} \\ 1 & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (15)$$

Para alguna localización s , sea $X_m(s) = (X_s, X_{s_1}, \dots, X_{s_{m-1}})$. Denotemos con $N_s = \{s_1, \dots, s_{m-1}\}$ los $m - 1$ vecinos mas cercanos de s . Este procedimiento de simbolización consiste en comparar para localización s el valor de γ_s respecto a γ_{s_i} para todo $s_i \in N_s$. Así, si $\gamma_s = \gamma_{s_i}$ significa que X_s y X_{s_i} son ambas menores o mayores a Me . Entonces el valor $\varphi(s) = \sum_{s_i \in N_s} \mathcal{I}_{s s_i}$ brinda para cada localización $s \in S$ el numero de vecinos de s que coinciden con X_s por ser cada uno mayor o menor que la mediana Me .

Por lo tanto, la función de simbolización $f : \mathbb{R}^m \rightarrow \Gamma$ es definida como:

$$f(X_m(s)) = f(X_s, X_{s_1}, \dots, X_{s_{m-1}}) = \varphi(s) = \sum_{s_i \in N_s} \mathcal{I}_{s s_i} \quad (16)$$

donde $\Gamma = \{0, 1, 2, \dots, m - 1\}$.

3.2. Comportamiento del Contraste en Muestras Finitas

A continuación presentamos los resultados Monte Carlo en relación al comportamiento del contraste $\hat{\delta}(W)$ de (10) cuando es aplicado para contrastar causalidad en procesos espaciales lineales y no lineales. En orden de realizar los

experimentos de tamaño y potencia presentamos los siguientes modelos generadores de datos (*DGP*):

$$\begin{aligned}
 DGP1 : Y &= \nu & X &= \varepsilon \\
 DGP2 : Y &= (I - 0,5W)^{-1}\nu & X &= (I - 0,5W)^{-1}\varepsilon \\
 DGP3 : Y &= \rho WX + \nu & X &= \varepsilon \\
 DGP4 : Y &= 1/(\rho WX + \nu) & X &= \varepsilon \\
 DGP5 : Y &= (\rho WX + \nu)^5 & X &= \varepsilon \\
 DGP6 : Y &= \sin(\rho WX + \nu) & X &= \varepsilon
 \end{aligned}$$

donde ε y ν están distribuyen normal e independientes entre sí.

DGP's 1 – 2 serán utilizadas para estudiar el tamaño del contraste mientras *DGP's* 3–6 serán utilizados para estudiar la potencia del test bajo procesos lineales y no lineales. Para todas las simulaciones hemos considerado 1000 replicaciones Monte Carlo de cada modelo.

Cuadro 1: Tamaño del contraste $\hat{\delta}(\mathcal{W})$ al nivel de significancia del 5%

	$R = 100$	$R = 400$	$R = 1000$
m	4	5	6
<i>DGP1</i>	5,5	5,5	5,2
<i>DGP2</i>	6,3	8,2	7,3

El Cuadro 1 muestra el tamaño empírico del estadístico para pequeñas muestras al nivel nominal usual del 5%. En general, los resultados del tamaño empírico son aceptables. El contraste $\hat{\delta}(\mathcal{W})$ muestra una conducta estable cercana al nivel nominal para el modelo 1, y valores un poco mas elevados pero aceptables para el modelo 2.

Cuadro 2: Potencia estadística del contraste $\hat{\delta}(\mathcal{W})$ en porcentaje

	$\rho = 0,5$			$\rho = 1$			$\rho = 2$		
m	4	5	6	4	5	6	4	5	6
R	100	400	1000	100	400	1000	100	400	1000
<i>DGP3</i>	6	10	13,5	20	39	85	73	99	100
<i>DGP4</i>	6	9,5	12	10	26,5	51,5	44	91	100
<i>DGP5</i>	6	10	12	22,5	39	69	74,5	99	100
<i>DGP6</i>	8	10,5	14	16	35	66	38,5	95,5	100

El Cuadro 2 reporta la potencia empírica del contraste $\hat{\delta}(\mathcal{W})$ para diferentes tamaños muestrales. Como se puede observar, cuando $\rho = 2$, la potencia de nuestro

contraste contra procesos dependientes es ciertamente satisfactorio. Para $\rho = 1$, la potencia del contraste rápidamente mejora cuando la muestra tiende a crecer en tamaño muestral y cuando m aumenta.

4. Causalidad entre Migración y Desempleo

Los primeros estudios sobre esta problemática se basan en datos a nivel nacional y el impacto de las olas migratorias sobre países receptores. Este es el caso de Estados Unidos, Canadá y Australia, entre otros. Posteriormente, el interés se ha focalizado en los procesos intra-nacionales siendo un área de creciente expansión.

Los estudios pueden ser divididos en dos tipos. Los causales, aquellos que consideran la simultaneidad entre las variables de interés y buscan contrastar causalidad, generalmente bajo el enfoque de Granger. Por otra parte, los estudios no-causales parten de una determinada posición teórica, explícita o implícita, y destacan el poder explicativo o la dependencia significativa entre las variables.

4.1. Revisión de la Evidencia Empírica

Entre los estudios causales podemos mencionar a Marr y Siklos (1994). Estos autores estudian la relación entre inmigración y desempleo en Canadá usando datos trimestrales para el periodo 1962-1990. Sus conclusiones son que, antes de 1978, cambios en los niveles migratorios no afectaban a la tasa de desempleo canadiense, pero después de 1978, la migración afecta significativamente a cambios en la tasa de desempleo. En un estudio posterior, Marr y Siklos (1995) utilizan datos anuales para Canadá entre 1926-1992 y aplican el enfoque *VAR* a un conjunto de variables: inmigración, desempleo, salarios y *PIB*. La evidencia sugiere que la inmigración causa al desempleo y que la relación entre estas variables es inversa.

Withers y Pope (1985, 1993) investigan el caso de Australia para el periodo 1861-1991 y 1948-1982. Utilizando datos anuales así como trimestrales, estos autores encuentran evidencia de que el desempleo causa la inmigración y la inmigración no causa al desempleo.

Lee (1992), utilizando datos trimestrales para Canadá, encuentra que la inmigración causa mayor desempleo y que el desempleo causa débilmente la inmigración. Díaz-Emparanza y Espinosa (2000), siguiendo la misma estrategia empírica utilizada por Lee (1992), analizan la relación causal entre desempleo e inmigración en España a lo largo del periodo 1981-1998 (datos mensuales). Los resultados reportados indican que, en el corto plazo, no existe causalidad en el sentido de Granger desde el desempleo hacia inmigración, y si existe causalidad desde

inmigración hacia el desempleo, pero débil. Estos estudios, incorporan el tratamiento de cointegración entre las relaciones causales.

Tian y Shan (1999) investigan la relación entre desempleo e inmigración en Nueva Zelanda y Australia. Usando datos trimestrales para el periodo 1983-1995, plantean un *VAR* de seis variables. Entre sus principales conclusiones, destacan la falta de evidencia de causalidad tipo Granger entre ambas variables.

Konya (2000) estudia la relación bivalente entre desempleo e inmigración para el caso de Australia en el periodo 1981-1998. Usando datos trimestrales, establece que existe causalidad tipo Granger unidireccional corriendo desde la inmigración hacia el desempleo. Esta relación causal es negativa, es decir, mayor inmigración lleva a menor desempleo en el largo plazo.

Islam (2007), para el caso de Canadá, encuentra que no existe causalidad desde la migración hacia el desempleo, aunque si halla evidencia que la tasa de desempleo causa la migración. Basado en un modelo de vectores de corrección del error, sugiere que en el corto plazo mayor desempleo causa menor inmigración. En el largo plazo, no se observa un efecto adverso de incremento en el desempleo agregado debido a la inmigración.

Gross (2004) encuentra que, para la provincia canadiense de British Columbia, en el corto plazo, la inmigración causa un incremento del desempleo. Sin embargo, este efecto se desvanece en el largo plazo y los inmigrantes contribuyen a disminuir el desempleo creando mayor empleo.

Feridun realiza un conjunto de investigaciones causales en donde el desempleo, la inmigración y el *PIB* per cápita se encuentran implicados. Feridun (2004) investiga la relación causal entre estas variables para Finlandia en el periodo 1981-2001. Los resultados mostrados reflejan que la inmigración causa al desempleo, sin reversión causal entre las variables. Aplicando una metodología similar, Feridun (2005) investiga la naturaleza de la relación para Noruega y aplicando *VAR* cointegrados no encuentra evidencia de causalidad entre desempleo e inmigración en el periodo 1983-2003. Por último, Feridun (2007) investiga una relación similar para el caso de Suecia. Mediante datos anuales para el periodo 1980-2004, sus conclusiones no aportan evidencia que la inmigración cause al desempleo, aunque si encuentra que el desempleo causa inmigración.

Los estudios causales, en su gran mayoría, investigan la relación entre desempleo e inmigración a escala nacional. Entre los pocos estudios regionales podemos destacar a Gross (2004) que se focaliza sobre el impacto de un único mercado regional.

Respecto a los estudios no causales, varias investigaciones se preocupan del efecto del desempleo regional sobre la emigración. Pissarides y McMaster (1990)

se preguntan: ¿Hasta qué punto las tasas de migración regional responden a diferenciales de salario y desempleo regional?. Usando datos agregados por regiones para Gran Bretaña en el periodo 1961-1982, muestran que la tasa de migración neta tiene una pequeña respuesta positiva ante cambios en la tasa de desempleo regional.

Pissarides y Wadsworth (1989) utilizan datos individuales para investigar si el desempleo (individual y local) afectan la probabilidad de migración en Gran Bretaña. Sus resultados, similares a los que posteriormente muestran Hughes y McCormick (1994), evidencian la falta de significatividad desde el desempleo regional hacia la emigración.

Da Vanzo (1978), utilizando datos individuales, encuentra que para el caso de Estados Unidos el desempleo es relevante solo para explicar la migración de personas desempleadas.

Antolin y Bover (1997), para el caso español, encuentran que el desempleo afecta a la migración de personas no registradas como desempleadas. Utilizando una base de microdatos, los autores reflejan que el desempleo afecta a la decisión individual de migración. Para un nivel agregado, no encuentran relación entre migración y tasa de desempleo.

Herzog, Schlottmann y Boehm (1993) examinan diversos trabajos empíricos de búsqueda laboral. La variable dependiente, en la mayoría de los trabajos, es dicotómica captando la decisión de migrar o no migrar. Los resultados reflejan la importancia del desempleo personal y local a la hora de explicar la decisión de migrar. Para un buen resumen sobre otros estudios similares véase Greenwood (1975, 1985).

Faini *et al.* (1997) encuentra evidencia para Italia que el impacto del desempleo sobre la decisión de migrar es altamente no lineal. Utilizando datos individuales, sus resultados muestran que el desempleo alienta la movilidad de larga distancia pero desalienta la movilidad de corta distancia. Esto último puede interpretarse como que el desempleo regional se encuentra altamente correlacionado en el espacio geográfico.

Focalizándonos en el efecto de la migración sobre el desempleo podemos mencionar diversos estudios. Blanchard y Katz (1992) encuentran que la migración ha actuado como mecanismo de igualación entre el desempleo regional para Estados Unidos.

Winter-Ebmer y Zweimüller (1994) utilizando datos combinados para Austria, concluyen que solo hubo un modesto impacto en el corto plazo de la inmigración sobre el riesgo de desempleo en la población ya residente. Coulon (2005) encuentra que el incremento migratorio no ha generado un efecto significativo sobre el empleo en seis regiones de Suiza entre 1991 y 2003.

Groenewold (1997) analiza un modelo en donde la migración actúa como mecanismo de ajuste entre las regiones. El autor muestra, bajo este esquema, que las fuerzas de equilibrio interregional son lentas y no ayudan a igualar las tasas de desempleo regionales para el caso de Australia.

Pischke y Velling (1997) analizan datos de panel para 167 mercados regionales en Alemania entre 1985 y 1989. Tomando como variable explicativa el cambio en la población extranjera en cada mercado obtienen pequeños efectos negativos sobre la tasa de desempleo.

Basile y Causi (2005) investigan si la tasa de desempleo afecta a la migración neta para Italia. Utilizando datos de 95 provincias italianas para el periodo 1996-2000 encuentran que el desempleo tiene efectos significativos sobre la migración en el periodo 1996-2000 pero no el periodo anterior a 1995.

Galloway y Jozefowicz (2008) investigan el impacto de la migración sobre la tasa de desempleo en 26 mercados regionales de Holanda. Usando datos en panel para el periodo 1996-2003, encuentran que el impacto de la migración sobre la tasa de desempleo regional tiene efectos positivos.

Véase Elhorst (2003) para una buena revisión sobre la literatura que intenta explicar los diferenciales regionales de desempleo. Por su parte, Etzo (2008) presenta una buena revisión de la literatura referida a migración interna. Es destacable la escasez de investigaciones que utilizan datos espaciales y herramientas paramétricas espaciales. A su vez, nuestra revisión no ha encontrado ningún trabajo empírico que aplique las técnicas de causalidad para panel de datos ni que utilice el enfoque de vectores autoregresivos espaciales.

4.2. Análisis Descriptivo de la Migración y el Desempleo Regional en Italia

La migración interna dentro de Italia ha experimentado diversos ciclos. En los años 60's, el flujo migratorio era muy importante desplazándose un número considerable de personas desde el sur hacia el norte. Este movimiento perdió fuerza durante los años 70's, 80's (Faini *et al.*, 1997). En los inicios de los 90's, la movilidad aún era escasa, pero la migración comenzó a crecer nuevamente desde las regiones del sur hacia el norte a partir de mediados de los 90's (Basile y Causi, 2007).

Respecto al comportamiento de la tasa de desempleo nacional, la evolución desde fines de la década de los 70's, muestra dos episodios diferenciados (Bertola y Garibaldi, 2003). El primero, hasta entrados los 90's, con un incremento en todo el periodo. El segundo periodo, desde mediados de los 90's, donde se comienza a experimentar un descenso de la misma.

Centrándonos en el periodo 1995-2006, presentamos un análisis descriptivo del comportamiento de la migración y el desempleo. Para ello, utilizamos datos anuales para las regiones *NUTS 3* provenientes del Instituto Nacional de Estadística Italiana (ISTAT).

La *tasa de desempleo* es igual número de desempleados partido por la fuerza laboral, como habitualmente es calculada. La tasa de *migración neta* es calculada como el *balance migratorio neto promedio* relativo a la población total (personas entre 15-64 años de edad), en cada provincia y año. El *balance migratorio promedio* es definido como el *número de altas* menos el *número de bajas* en los registros municipales. La migración neta ha sido utilizada como medida del flujo migratorio en numerosos estudios empíricos (véase, por ejemplo, Elhorst, 2003; Basile y Causi, 2007). Ambas variables, *tasa de desempleo* y *migración neta*, son consideradas en términos porcentuales.

El Cuadro 3 presenta un resumen estadístico agregado de las 103 provincias italianas para 1995, 2001 y 2006.

Cuadro 3: Tasa de Desempleo y Migración Neta Nacional

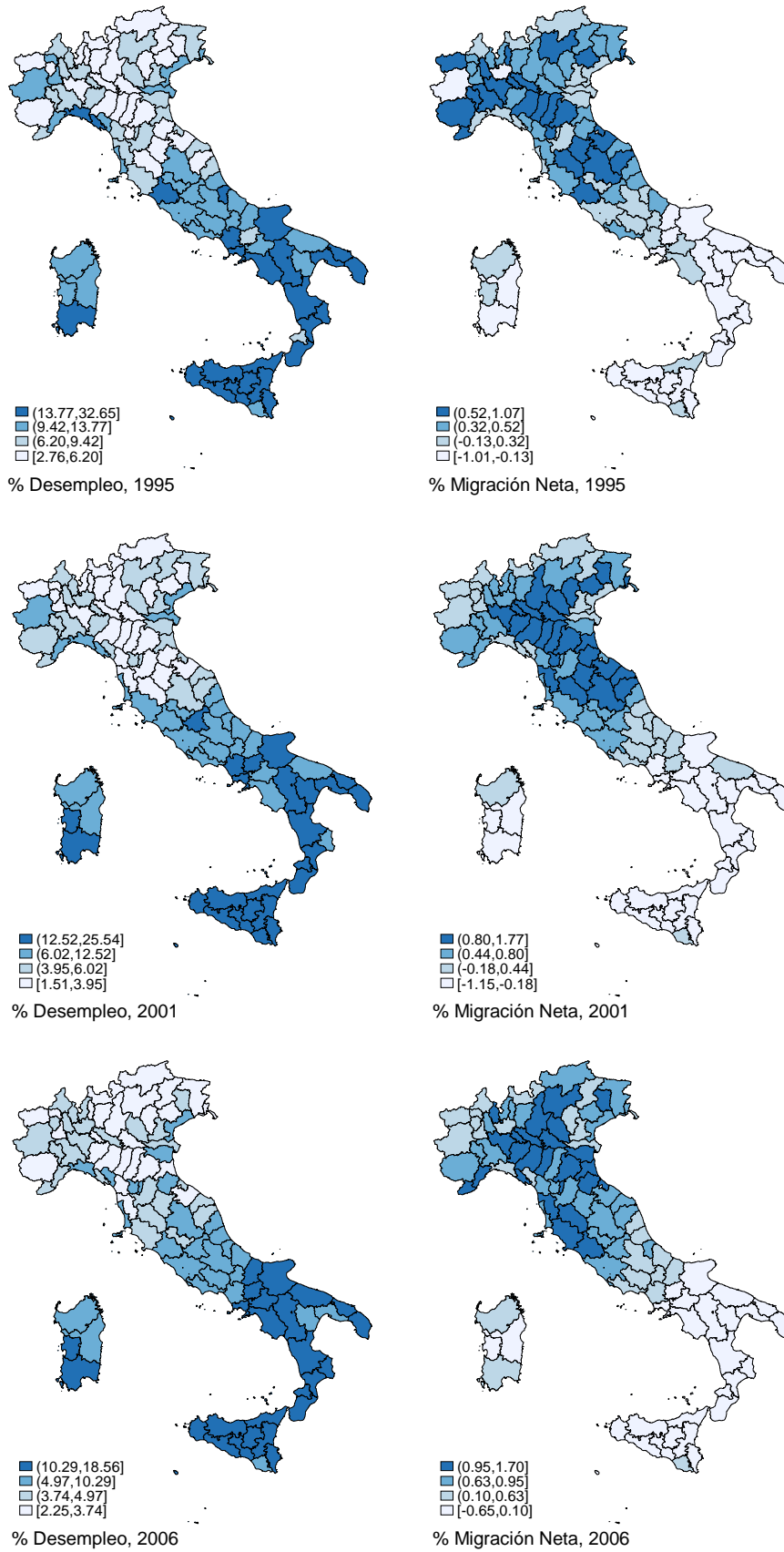
Año	Tasa de Desempleo (%)		Tasa de Migración Neta (%)	
	Promedio	Desv. Estándar	Promedio	Desv. Estándar
1995	10.759	6.024	0.206	0.400
2001	8.650	6.403	0.371	0.608
2006	6.832	3.998	0.536	0.603

En particular, el comportamiento de la tasa de desempleo durante el periodo 1995-2006 ha sido decreciente. La tasa de desempleo a nivel nacional era de 10.76 % para el año 1995 y de 6.83 % para el año 2006. Por su parte, el comportamiento de la migración neta nacional es creciente en todo el periodo de análisis, pasando de 0.20 % en 1995 hasta llegar al 0.53 % para el año 2006.

La dispersión de las variables no muestra el mismo comportamiento que los promedios nacionales. Para el desempleo, la dispersión aumenta entre 1995 y 2001, para luego descender por debajo del nivel del año 1995. La dispersión en la migración es creciente para el periodo 1995-2001, para luego estabilizarse.

Respecto a la distribución espacial de las variables presentamos la Figura 1. Es evidente que la pauta espacial del desempleo no ha sido homogénea entre las provincias. En los mapas pueden observarse claros agrupamientos en las regiones del norte y del sur. La tasa de desempleo se ha concentrado, principalmente, en las regiones de Sicilia, Sardegna, Calabria, Campania, Puglia y Basilicata y se han beneficiado las provincias del norte.

Figura 1: Distribución Espacial de las Variables



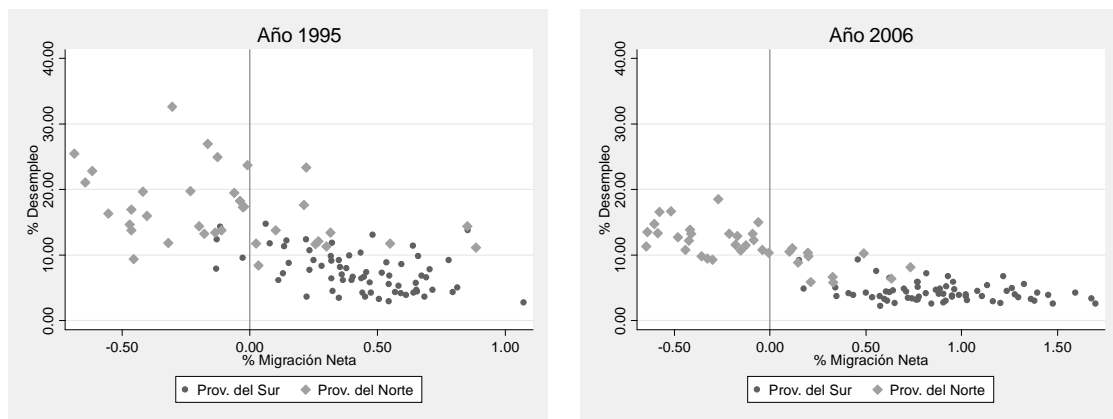
Fuente: ISTAT

Podemos observar que la distribución por cuartiles en los años elegidos posee similares patrones. Existe una concentración de cuartiles inferiores del desempleo en el norte del país y las tasas más elevadas de desempleo se distribuyen por toda la zona sur.

Para el flujo migratorio puede verse que las provincias del norte son fuertemente receptoras y las provincias del sur son generadoras de emigrantes. El patrón sigue un comportamiento similar año tras año. Estos resultados reflejan la importancia del espacio geográfico sobre las variables de interés y la persistencia en la distribución espacial.

La Figura 1 brinda indicios de la relación negativa entre las variables. Para visualizarlo explícitamente presentamos el siguiente gráfico de dispersión (Figura 2) para los años 1995 y 2006. La línea vertical en cada gráfica divide a las provincias con inmigración neta respecto a aquellas que experimentan emigración neta. Nótese que las provincias del norte poseen un baja tasa de desempleo en todo el periodo y entrada de inmigrantes. La dinámica que se observa es una disminución general del nivel de desempleo y un agrupamiento más notorio Norte/Sur.

Figura 2: Relación entre Desempleo y Migración Neta



Fuente: ISTAT. Provincias del Sur: provincias pertenecientes a las regiones de Campania, Abruzzo, Molise, Basilicata, Calabria, Puglia, Sicilia and Sardegna. Provincias del Norte: provincias pertenecientes a las regiones del Centro y Norte: Valle d'Aosta, Piemonte, Lombardia, Trentino Alto Adige, Friuli Venezia Giulia, Veneto, Liguria, Emilia Romagna, Marche, Toscana, Lazio and Umbria.

A simple vista se observa convergencia en el desempleo. Pero si tomamos el cociente entre el desempleo de las provincias del sur respecto a las provincias del norte podemos ver que a lo largo del periodo la relación pasa de 2.23 en 1995 a

3.23 en el 2001 y para el 2006 la relación se ubica en 2.63. La diferencia entre regiones ha aumentado en la primera parte del periodo para luego descender casi a los niveles iniciales. Esta relación es paradójica, ya que bajo el esquema ortodoxo debería encontrarse una convergencia entre las regiones en su tasa de desempleo, implicando una disminución dinámica del diferencial en la tasa de desempleo relativa.

En conclusión, durante el periodo de análisis se ha producido una reducción del desempleo a nivel nacional pero con altas y persistentes disparidades regionales como hemos podido observar. Estos resultados son similares a los reflejados por Faini *et al.* (1997) y Alesina *et al.* (1999), entre otros.

4.3. Análisis de Causalidad Espacial

Como hemos podido revisar las investigaciones empíricas pueden ser divididas en dos grandes grupos, las primeras analizan causalidad para agregados nacionales en su mayoría y, el otro grupo, parten de la hipótesis que conocen el mecanismo causal confiando en un modelo teórico buscando validarlo empíricamente.

Aquí pretendemos plantear un camino para justificar el punto de partida de la gran mayoría de las especificaciones utilizadas en econometría espacial. Si la especificación es correcta, entonces los diversos test que planteamos deberían estar de acuerdo detectando que las variables de la parte derecha de la ecuación son las de mayor contenido informativo y que en principio son causales de la variable de la parte izquierda.

El paso previo al análisis de causalidad es la detección de dependencia espacial de las series y entre las series. Mediante una modificación del contraste *GS* (López *et al.*, 2009) se encontró dependencia espacial en cada serie univariante así como en la relación bivariante. El contraste propuesto por López *et al.* requiere de la elección del parámetro m , la dimensión de encaje, siendo el valor elegido igual a 4.¹

Detectada la dependencia espacial, nuestro interés se enfoca en conocer si existe en la relación una variable que cause en información a la otra. Para ello procedemos a realizar nuestro contraste, considerando las siguientes ecuaciones:

$$y = \rho_y W y + \beta_{11} W x + u_1 \quad (17)$$

$$x = \rho_x W x + \beta_{21} W y + u_2 \quad (18)$$

¹Para no incorporar tratamientos que desvíen el objetivo del trabajo no se han incluido estos resultados. Aunque los mismos se encuentran disponibles ante quien los solicite.

donde W es la matriz de contactos relevante, en el caso de las provincias italianas la estructura más informativa es el criterio tipo torre, es decir 4 vecinos más cercanos.

La dimensión de encaje, m , utilizada para realizar el contraste es igual a 4. Un criterio conservador para la elección de m es que cada símbolo tenga una ocurrencia esperada mayor o igual a 5 en la muestra. Dado que nuestra propuesta de simbolización requiere 4 símbolos para las distribuciones marginales y 16 símbolos para la distribución conjunta, entonces $m = 4$ es la mejor elección posible ($m^2 \times 5 \leq R$, $R = 103$) tal que la distribución conjunta sea correcta estimada.

Sea y la migración neta y x el desempleo. Bajo esta propuesta esperamos que nuestro contraste detecte causalidad unidireccional, siendo significativo para la relación considerada en la ecuación (17) ó (18) y no significativo en la ecuación (18) ó (17). Otra posibilidad es que ambas relaciones sean no significativas, concluyendo en la existencia de dependencia entre las variables. Y como tercera alternativa es probable que el contraste sea significativo en ambas ecuaciones planteando la existencia de bidireccionalidad. Estos posibles resultados traen a memoria similitudes con el contraste propuesto por Granger. A continuación presentamos un cuadro resumen para diferentes cortes transversales.

Cuadro 4: Contraste de Causalidad entre Desempleo y Migración

	Desempleo \nRightarrow Migración		Migración \nRightarrow Desempleo		Conclusión
Año	$\hat{\delta}(\mathcal{W})$	$\hat{\delta}_{0,95}^b(\mathcal{W})$	$\hat{\delta}(\mathcal{W})$	$\hat{\delta}_{0,95}^b(\mathcal{W})$	
1995	0.1339	0.0640	0.2286	0.0831	Bidireccionalidad
1996	0.1275	0.1218	0.2663	0.0572	Bidireccionalidad
1997	0.1065	0.0688	0.2452	0.0492	Bidireccionalidad
1998	0.1715	0.0521	0.3028	0.0618	Bidireccionalidad
1999	0.0766	0.1538	0.3115	0.1049	Migr. \Rightarrow Desemp.
2000	0.1379	0.0755	0.1764	0.1137	Bidireccionalidad
2001	0.1919	0.1418	0.0652	0.1290	Desemp. \Rightarrow Migr.
2002	0.1043	0.1012	0.2300	0.1469	Bidireccionalidad
2003	0.0730	0.1348	0.1751	0.0896	Migr. \Rightarrow Desemp.
2004	0.1122	0.1140	0.1374	0.1283	Migr. \Rightarrow Desemp.
2005	0.1516	0.0821	0.1134	0.0928	Bidireccionalidad
2006	0.0931	0.1272	0.1831	0.1196	Migr. \Rightarrow Desemp.

El número de bootstraps fue de 200 para todos los años. El símbolo \nRightarrow se lee “no causa” y el símbolo \Rightarrow se lee “causa”.

El Cuadro 4 muestra los valores del contraste $\hat{\delta}(\mathcal{W})$ para la hipótesis nula de no causalidad tanto para la ecuación (17), Desempleo \nRightarrow Migración, como

para la ecuación (18), Migración \nRightarrow Desempleo. El valor de $\hat{\delta}_{0,95}^b(\mathcal{W})$ es el valor bootstrapeado del percentil 95% para cada relación considerada. Los resultados del bootstrap provienen del remuestreo independiente de ambas variables, similares resultados se obtienen cuando solo se remuestrea la variable considerada causa.

Los resultados revelan que existe bidireccionalidad en los primeros periodos y posteriormente existe una dirección causal desde la migración hacia el desempleo, solo en el caso del año 2001 se encuentra que el desempleo causa a la migración.

5. Conclusiones

La propuesta de este trabajo ha sido doble. En primer lugar, hemos buscado llamar la atención sobre la importancia de la cuestión de causalidad en el contexto espacial, contribuyendo mediante el establecimiento de un contraste que permite detectar la existencia de causalidad entre pares de variables. El contraste, que no se encuentra restringido al contexto espacial, evalúa la dirección de la causalidad entre dos variables usando como medida la entropía condicional y técnicas de bootstrap. Hemos presentado buena evidencia del comportamiento del test en muestras finitas.

En segundo lugar, presentamos una aplicación con datos reales que se antoja ser única en su tipo, debido al vacío teórico-empírico de la causalidad dentro de la econometría espacial. El ejemplo tratado es de actual relevancia dada la fuerte discusión entre desempleo y migración en diversos países. Para el caso de las provincias italianas, la evidencia no es homogénea sobre la existencia de causalidad espacial entre migración y desempleo. Como resultado a destacar podemos mencionar que la dirección va desde la migración hacia el desempleo o bidireccional, solo un periodo aporta evidencia que el desempleo genera migración.

En resumen, debido a que causalidad es un tema principal en economía, es importante que sea adecuadamente abordado. Nuestros resultados buscan incentivar y demandar mayor atención en futuros desarrollos. Como línea a ampliar próximamente, buscaremos incluir el tratamiento de terceras variables dentro del contraste. En especial, para nuestro ejemplo aplicado, la existencia de una tercer variable como el salario regional puede estar afectando la relación de causalidad entre desempleo y migración entre regiones.

Apéndice

Cuadro 5: Lista de Provincias Italianas

Provincia	Provincia	Provincia	Provincia
1 Torino	27 Venezia	53 Grosseto	79 Catanzaro
2 Vercelli	28 Padova	54 Perugia	80 Reggio di Calabria
3 Novara	29 Rovigo	55 Terni	81 Trapani
4 Cuneo	30 Udine	56 Viterbo	82 Palermo
5 Asti	31 Gorizia	57 Rieti	83 Messina
6 Alessandria	32 Trieste	58 Roma	84 Agrigento
7 Aosta	33 Piacenza	59 Latina	85 Caltanissetta
8 Imperia	34 Parma	60 Frosinone	86 Enna
9 Savona	35 Reggio nell'Emilia	61 Caserta	87 Catania
10 Genova	36 Modena	62 Benevento	88 Ragusa
11 La Spezia	37 Bologna	63 Napoli	89 Siracusa
12 Varese	38 Ferrara	64 Avellino	90 Sassari
13 Como	39 Ravenna	65 Salerno	91 Nuoro
14 Sondrio	40 Forlì-Cesena	66 L'Aquila	92 Cagliari
15 Milano	41 Pesaro-Urbino	67 Teramo	93 Pordenone
16 Bergamo	42 Ancona	68 Pescara	94 Isernia
17 Brescia	43 Macerata	69 Chieti	95 Oristano
18 Pavia	44 Ascoli Piceno	70 Campobasso	96 Biella
19 Cremona	45 Massa	71 Foggia	97 Lecco
20 Mantova	46 Lucca	72 Bari	98 Lodi
21 Bolzano-Bozen	47 Pistoia	73 Taranto	99 Rimini
22 Trento	48 Firenze	74 Brindisi	100 Prato
23 Verona	49 Livorno	75 Lecce	101 Crotone
24 Vicenza	50 Pisa	76 Potenza	102 Vibo Valentia
25 Belluno	51 Arezzo	77 Matera	103 Verbano-Cusio-Ossola
26 Treviso	52 Siena	78 Cosenza	

Referencias

- [1] Alesina, A., Danninger, S. y M. Rostagno (1999). Redistribution through public employment. *IMF Working Paper*, 177.
- [2] Anselin, L. (1988). *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Dordrecht, Kluwer.
- [3] Anselin, L. y R. Florax (eds.) (1995). *New Directions in Spatial Econometrics*. Berlin, Springer.

- [4] Anselin, L., Florax, R. y S. Rey (eds.) (2004). *Advances in Spatial Econometrics: Methodology, Tools and Applications*. Berlin, Springer.
- [5] Ancona, N., D. Marinazzo y S. Stramaglia (2004). Radial basis function approach to nonlinear Granger causality in time series. *Physical Review E* 70 056221.
- [6] Antolín, P. y O. Bover (1997). Regional migration in Spain: The effect of personal characteristics and of unemployment, wage and house price differentials using pooled cross-sections. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 59(2), pp. 215-235.
- [7] Arbia, G. (2006). *Spatial Econometrics. Statistical Foundations and Applications to Regional Convergence*. Berlin, Springer.
- [8] Basile R. y M. Causi (2005). Le determinanti dei flussi migratori nelle province italiane: 1991-2001. *University Roma Tre*, Department of Economics, Working Papers of Economics 0049.
- [9] Basile, R. y M. Causi (2007). Le determinanti dei flussi migratori nelle province italiane: 1991-2000. *Economia e Lavoro*, 2, pp. 139-159.
- [10] Bertola, G. y P. Garibaldi (2003). The structure and history of Italian unemployment. *CESifo Group Munich*, Working Paper Series 907.
- [11] Blanchard, O. y L. Katz (1992). Regional evolutions. *The Brookings Institution*, Brookings Papers on Economic Activity, Economic Studies Program, 23(1992-1), pp. 1-76.
- [12] Bodkin, R. y K. Marwah (1987). Some observations on demography in selected macroeconomic models of Canada. *Institute for Research on Public Policy*, Discussion Paper 87.A.1.
- [13] Coulon, A. (2005). More on the employment effect of recent immigration: Switzerland in the 90's. Working Paper, *London School of Economics*, pp. 1-17.
- [14] Da Vanzo, J. (1978). Does unemployment affect migration? Evidence from microdata. *Review of Economics and Statistics*, 60, pp. 504-514.
- [15] Díaz-Emparanza, I. y A. Espinosa (2000). Análisis de la relación entre el desempleo y la inmigración internacional. *Biltoki*, Documentos de Trabajo, 013.

- [16] Diks, C. and V. Panchenko (2006). A new statistic and practical guidelines for nonparametric Granger causality testing. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 30, 1647-1669.
- [17] Elhorst, J. (2003). The mystery of regional unemployment differentials: Theoretical and empirical explanations. *Journal of Economic Surveys*, 17, pp. 709-748.
- [18] Etzo, I. (2008). Internal migration: a review of the literature. *MPRA Paper 8783*, University Library of Munich, Germany.
- [19] Faini, R., Galli, G., Gennari, P. y F. Rossi (1997). An empirical puzzle: Falling migration and growing unemployment differentials among Italian regions. *European Economic Review*, 4, pp. 571-579.
- [20] Feridun, M. (2004). Does immigration have an impact on economic development and unemployment? Empirical evidence from Finland (1981-2001). *International Journal of Applied Econometrics and Quantitative Studies*, 1, pp. 39-60.
- [21] Feridun, M. (2005). Economic impact of immigration on the host country: The case of Norway. *Prague Economic Papers*, 4, pp. 350-362.
- [22] Feridun, M. (2007). Immigration, income and unemployment: An application of the bounds testing approach to cointegration. *Journal of Developing Areas*, 41(1), pp. 37-51.
- [23] Galloway, R. y J. Jozefowicz (2008). The effects of immigration on regional unemployment rates in the Netherlands. *International Advances in Economic Research*, 14(3), pp. 291-302.
- [24] Getis, A., Mur, J. y H. Zoller (eds.) (2004). *Spatial Econometrics and Spatial Statistics*. Houndmills, Macmillan.
- [25] Granger, C. (1980). Testing for causality: A personal viewpoint. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 2(4), pp. 329-352.
- [26] Greenwood, M. (1975). Research on internal migration in the United States: A survey. *Journal of Economic Literature*, 13, pp. 397-433.
- [27] Greenwood, M. (1985). Human migration: theory, models, and empirical studies. *Journal of Regional Science*, 25(4), pp. 521-544.

- [28] Griffith, D. (2003). *Spatial Autocorrelation and Spatial Filtering: Gaining Understanding through Theory and Scientific Visualization*. Berlin, Springer.
- [29] Groenewold, N. (1997). Does migration equalize regional unemployment rates? Evidence from Australia. *Papers in Regional Science*, 76(1), pp. 1-20.
- [30] Gross, D. (2004). Impact of immigrant workers on a regional labour market. *Applied Economics Letters*, 11, pp. 405-408.
- [31] Herzog, H., Schlottmann, A. y T. Boehm (1993). Migration as spatial job-search: A survey of empirical findings. *Regional Studies*, 27(4) , pp. 327-340.
- [32] Hong, Y. y H. White (2005). Asymptotic distribution theory for nonparametric entropy measures of serial dependence. *Econometrica*, 73, pp. 837-901.
- [33] Hoover, K. (2004). Lost causes. *Journal of the History of Economic Thought*, 26(2), pp. 149-164.
- [34] Hughes, G. y B. McCormick (1989). Does migration reduce differentials in regional unemployment rates?. En Van Dijk *et al.* (eds), *Migration and labor market adjustment*, Kluwer Academic Publishers.
- [35] Islam, A. (2007). Immigration unemployment relationship: The evidence from Canada. *Australian Economic Papers*, 46(1), pp. 52-66.
- [36] Joe, H. (1989a). Relative entropy measures of multivariate dependence. *Journal of the American Statistical Association*, 84, 157-164.
- [37] Joe, H. (1989b). Estimation of entropy and other functionals of a multivariate density. *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, 41, 683-697.
- [38] Konya, L. (2000). Bivariate causality between immigration and long-term unemployment in Australia, 1981-1998. *Victoria University of Technology*, Working Paper, 18/00.
- [39] Krugman, P. (1991). Increasing returns and economic geography. *Journal of Political Economy*, 99, pp. 483-499.
- [40] Lee, H. (1992). Maximum likelihood inference on cointegration and seasonal cointegration. *Journal of Econometrics*, 54, pp. 1-47.
- [41] Lesage, J. y Pace, K. (2009). *Introduction to Spatial Econometrics*. London, Chapman & Hall/CRC.

- [42] López, F., Matilla-García, M., Mur, J., y M. Ruiz Marín (2010). A non-parametric spatial independence test using symbolic entropy. *Regional Science and Urban Economics*, 40, 106-115.
- [43] Marr, W. y P. Siklos (1994). The link between immigration and unemployment in Canada. *Journal of Policy Modeling*, 16(1), pp. 1-25.
- [44] Marr, W. y P. Siklos (1995). Immigration and unemployment: A Canadian macroeconomic perspective. En DeVoretz (ed.), *Diminishing returns: The economics of Canada's recent immigration policy*, pp. 293-330. Toronto: C.D. Howe Institute.
- [45] Marschinski, R. y H. Kantz (2002). Analysing the information flow between financial time series- An improved estimator of transfer entropy. *European Physical Journal B* 30, 275-281.
- [46] Matilla-García, M. y M. Ruiz Marín (2008). A non-parametric independence test using permutation entropy. *Journal of Econometrics*, 144, 139-155.
- [47] Paelinck, J. y L. Klaassen (1979): *Spatial Econometrics*. Farnborough: Saxon House.
- [48] Pischke, J. y J. Velling (1997). Employment effects of immigration to Germany: An analysis based on local labor markets. *The Review of Economics and Statistics*, 79(4), pp. 594-604.
- [49] Pissarides, C. e I. McMaster (1990). Regional migration, wages and unemployment: Empirical evidence and implications for policy. *Oxford University Press*, Oxford Economic Papers, 42(4), pp. 812-831.
- [50] Pissarides, C. y J. Wadsworth (1989). Unemployment and the inter-regional mobility of labour. *Economic Journal*, 99(397), pp. 739-755.
- [51] Schreiber, T. (2000). Measuring information transfer. *Physical Review Letters*, 85, 461-464.
- [52] Shan, J, Morris, A. y F. Sun (1999). Immigration and unemployment: New evidence from Australia and New Zealand. *International Review of Applied Economics*, 13(2), pp. 253-258.

- [53] Suppes, P. (1970): *A probabilistic Theory of Causality* (Acta Philosophica Fennica. XXIV). Amsterdam: North-Holland.
- [54] Tian, G. y J. Shan (1999). Do migrants rob jobs? New evidence from Australia. *Australian Economic History Review*, 39(2), pp. 133-142.
- [55] Tiefelsdorf, M. (2000). *Modelling Spatial Processes. The Identification and Analysis of Spatial Relationships in Regression Residuals by Means of Moran's I*. Springer, Berlin.
- [56] Upton, G. y B. Fingleton (1985). *Spatial Data Analysis by Example*, Vol. 1. New York, Wiley.
- [57] Wiener, N. (1956). The theory of prediction. En Beckenbach, E. (ed.): *Modern Mathematics for Engineers*. New York: McGraw.
- [58] Withers, G. y D. Pope (1985). Immigration and unemployment. *The Economic Record*, 61, pp. 554-563.
- [59] Withers, G. y D. Pope (1993). Do migrants rob jobs? Lessons from the Australian history 1961-1991. *Journal of Economic History*, 53, pp. 719-742.
- [60] Winter-Ebmer, R. y J. Zweimuller (1994). Do immigration displace native workers? The Austrian experience. *CEPR*, Discussion Paper 991, London.