



ASOCIACION ARGENTINA  
DE ECONOMIA POLITICA

ANALES | ASOCIACION ARGENTINA DE ECONOMIA POLITICA

# LIII Reunión Anual

Noviembre de 2018

ISSN 1852-0022

ISBN 978-987-28590-6-0

Dependencia espacial en las emisiones de dióxido  
de carbono: un abordaje con datos de panel

**Tasso Javier Alejandro**

# Dependencia espacial en las emisiones de dióxido de carbono: un abordaje con datos de panel

Javier Tasso  
UdeSA

Agosto de 2018

## Resumen

Usando un panel de 30 países desarrollados y en desarrollo entre los años 1997 y 2011, estimamos un modelo con efectos espaciales para estudiar la relación que el PIB, el consumo de energías renovables, la industria, la densidad de población y el uso de energía tienen con las emisiones de dióxido de carbono. Tomando una noción de distancia comercial, la elección del modelo se realizó con una estrategia guiada por los datos que fue desde lo general a lo particular. La especificación final incluye rezagos espaciales en la variable dependiente, en las independientes y corrige por la autocorrelación espacial del error. Los resultados muestran efectos indirectos significativos en algunas variables independientes en muchos casos de signo opuesto a los efectos directos. El diagnóstico de dependencia espacial nos advierte que debemos ser cuidadosos al trabajar con datos agregados y, a la vez, los resultados de la estimación son relevantes para pensar cualquier política pública que intente reducir las emisiones de este gas en particular y de los gases de efecto invernadero en general. Finalmente, no encontramos evidencia que apoye la hipótesis de la *environmental Kuznets curve*.

# 1. Introducción

La relación entre las emisiones de gases de efecto invernadero (GHG, por sus siglas en inglés) de los países y variables socioeconómicas como el PIB, la densidad de población, el desarrollo del sector industrial y el uso de energías es en sí misma de sumo interés. En las últimas décadas y a medida que se fue comprobando que el ser humano y sus actividades son una parte importante en la explicación del cambio climático, los trabajos que estudian estas relaciones han recibido mucho impulso.

La hipótesis de la curva de Kuznets (EKC, por sus siglas en inglés) fue estudiada con profundidad. Se encarga de la relación entre el PIB per cápita y la degradación del ambiente, también medida en términos per cápita y usando diferentes indicadores. En su versión más simple postula que sobrepasado cierto nivel de desarrollo, que podemos abarcar usando como proxy al PIB per cápita, la contaminación comenzaría a reducirse. La relación hipotetizada tiene forma de U invertida y los países alcanzarían, en su transición a un mayor desarrollo, un máximo en la degradación de su ambiente conocido en la literatura como el *turning point*. Vemos que la hipótesis de la EKC implica que los problemas ambientales eventualmente se estabilizarían y sugiere dirigir los esfuerzos a los problemas del desarrollo de los países. Muchos estudios encontraron evidencia de la relación comentada y fueron eficaces en estimar el *turning point*. Sin embargo, algunos otros estudios argumentan que la relación no es robusta al uso de diferentes metodologías o indicadores. En relación a este último punto, existen dos grandes críticas a la EKC. En primer lugar, aún cuando se obtenga una correlación entre el PIB y la contaminación, la causalidad es difícil de determinar. En segundo lugar, el comercio internacional (o el comercio en general) genera una separación entre la contaminación que es consecuencia de la producción y aquella que es consecuencia del consumo: podemos encontrar países que contaminan poco, pero que consumen bienes producidos en otros países donde sí la contaminación es alta.

Las políticas ambientales pueden ser endógenas, pues los países competerían con el objetivo de atraer a firmas que están decidiendo su localización, por ejemplo, recortando impuestos. Esto implicaría que tenemos problemas de endogeneidad en las estimaciones más tradicionales y que las observaciones que disponemos no son completamente independientes. Las técnicas de econometría espacial se usaron para corregir por esta falta de independencia. Los primeros resultados indicaron que no había evidencia de la EKC, pero también existen trabajos que sí encuentran la relación. Lo cierto es que la EKC no es un hecho estilizado en la literatura y que resultados distintos se fueron obteniendo al aplicar distintas metodologías y maneras de medir la contaminación.

El objetivo del trabajo es hacer un diagnóstico de dependencia espacial y presentar una estimación que la tome en cuenta. Específicamente, con un panel de 30 países desarrollados y en desarrollo estudiamos la relación entre las variables socioeconómicas descritas anteriormente y las emisiones de dióxido de carbono (en adelante, CO<sub>2</sub>) usando un modelo espacial. Los modelos espaciales presuponen la existencia de una noción de distancia entre las observaciones y aquí nos vamos a concentrar en la distancia comercial: dos países son cercanos si sus intercambios bilaterales son fuertes relativos al volumen total del intercambio. Para elegir entre las numerosas especificaciones espaciales, llevamos a cabo una estrategia guiada por los datos que va desde lo general a lo particular que se ha sugerido en la literatura econométrica. El modelo final toma en cuenta los problemas de dependencia espacial en la variable dependiente, en las independientes y en el error del modelo y se estima con el método de máxima verosimilitud. Luego nuestro modelo será usado para ver si existe evidencia de la EKC.

Los resultados de los test realizados sugieren que la dependencia espacial es relevante y debe ser tomada en cuenta. El modelo estimado nos deja separar las relaciones directas e indirectas, las segundas surgen por la existencia de vecinos entre las observaciones. Al comparar los efectos directos y los indirectos, vemos que suelen tener signos opuestos, hecho que

es más que relevante si queremos pensar en políticas públicas. En particular, encontramos que el uso de energías renovables (medido sobre el consumo total de energía) tiene un efecto positivo y altamente significativo sobre las emisiones de dióxido de carbono. Una posible explicación para este hallazgo es que en cierta medida estamos tomando en cuenta las relaciones comerciales y, entonces, este efecto indirecto captura la contaminación que se da a través del comercio de bienes. Finalmente, no podemos encontrar evidencia a favor de la hipótesis de la EKC.

Hay seis secciones en total. Luego de esta introducción, hay una breve revisión de la literatura sobre estos temas. En la tercera sección se describimos la base de datos. En la cuarta presentamos el diagnóstico de dependencia espacial y el modelo finalmente elegido. Los resultados podrán verse en la quinta sección y las conclusiones en la última.

## 2. Revisión de la literatura

Revisaremos brevemente la literatura agrupándola en tres ejes: aquella referida a los modelos de econometría espacial, la que estudia la hipótesis de la EKC y los trabajos que estudian la EKC con modelos espaciales.

Los problemas de dependencia espacial han sido analizados con frecuencia en la literatura econométrica, por lo que mencionaremos algunas investigaciones sobre estos tópicos sin pretender que la lista de trabajos sea exhaustiva. Anselin et al. (1996) desarrollan test de hipótesis para detectar dependencia espacial en los errores y en la variable dependiente basados en los residuos de mínimos cuadrados ordinarios. Referencias sobre las características y especificaciones de los modelos espaciales pueden encontrarse en Anselin (1988 y 2002), así como motivaciones para el uso de estas técnicas. LeSage (1997) y Dubin (1998) introducen el uso de matrices de pesos espaciales para tomar en cuenta la autocorrelación espacial. Florax et al. (2003) hacen una revisión de las metodologías tradicionales sobre estos temas. Mur et al. (2009) se encargan de estudiar el método de selección de modelos que va desde lo particular hacia lo general y proponen uno inverso que va desde lo general a lo particular.

Se han desarrollado y aplicado métodos espaciales con datos de panel. Una buena referencia de los mismos puede verse en Anselin et al. (2008) y Debarsy et al (2010 y 2012). Elhorst (2005) se encarga de los paneles dinámicos estimados por máxima verosimilitud. Muchas han sido las aplicaciones: desde el gasto en salud y el impacto de los programas de pobreza, hasta el análisis del precio de ciertos *commodities*. Atella et al. (2014) y Keller et al (2007) son solo algunas referencias.

La relación entre el PIB y la contaminación, enmarcada en la hipótesis de la EKC, ha sido estudiada con profundidad en las últimas décadas. En un famoso estudio, Schmalensee et al (1998), encuentran evidencia de la U invertida para las emisiones de dióxido de carbono y realizan un pronóstico para años siguientes. Cole (2003) encuentra que la relación de U invertida entre el PIB e indicadores de la contaminación es bastante robusta y que el comercio no parece ser un determinante importante de esta relación. Un diagnóstico de las preguntas sin responder sobre la relación entre el crecimiento, el comercio y el ambiente se puede ver en Copeland et al. (2004). Dasgupta et al. (2002) y Dinda (2004) son trabajos que observan los argumentos sobre la forma y posición de la EKC y hacen una revisión de las conclusiones que se han sacado. Stern (1998 y 2004) y Stern et al. (2001) también contienen una buena revisión de la literatura y, en el trabajo más reciente, el autor advierte de la poca confianza que se le puede adjudicar a la hipótesis de la EKC. Sobre este último punto los resultados de Dijkgraaf et al. (2001) cuestionan la existencia de la EKC tomando en cuenta que ciertos supuestos de los modelos de datos de panel no se estarían verificando en los datos agregados a nivel país. Rothman (1998) muestra que las medidas de contaminación basadas en el consumo (como las emisiones de dióxido de carbono) no parecen declinar con el aumento del PBI, aún cuando las medidas asociadas a la producción sí lo hacen.

Desde un punto de vista más teórico, Markusen et al. (1995) desarrollan un modelo con dos regiones en donde una firma productora genera contaminación a nivel local y, a partir de este esquema, muestran que las políticas ambientales son endógenas dado que las regiones competirán para atraer a la firma. Siguiendo esta línea, Maddison (2006) nota que el hecho de que los países tengan cierta mímica en sus políticas ambientales puede explicar por qué es posible encontrar tanta disparidad en las estimaciones de la EKC: dado que los países se comportan de manera distinta según qué vecinos tengan, omitir variables espacialmente rezagadas puede causar que los parámetros de la EKC estén sesgados. En su trabajo estima un panel bajo varias especificaciones y sus resultados no acompañan la hipótesis de la curva de Kuznets. Nuevamente, Maddison (2007), incluyendo rezagos espaciales encuentra que no hay evidencia de la EKC para las emisiones de sulfuro en Europa contrariamente a lo que reportaron estudios anteriores que no tomaban en cuenta la dependencia entre las observaciones. Wang et al (2013) reportan que a nivel mundial no se puede encontrar evidencia de la EKC con datos de corte transversal y usando matrices de cercanía geométrica. El trabajo de Kang et al (2016) encuentra que en China las emisiones de dióxido de carbono parecen tener una forma de invertida. Adicionalmente, Hao et al. (2016) estiman modelos SLM y SEM para China y consideran a la industria como variable independiente.

### 3. Datos

El explorador de datos climáticos CAIT del *World Resources Institute*<sup>1</sup> contiene información sobre las emisiones de distintos gases de efecto invernadero de los países en el tiempo. En particular, encontramos entre ellos el dióxido de carbono (CO<sub>2</sub>). De manera adicional, reporta indicadores socioeconómicos: la población, el PIB y el uso de energía. Se agregaron también datos referidos al *share* de consumo de energías renovables, a la industria y a la densidad de población que surgen del Banco Mundial.

Además, para la construcción de las matrices de pesos espaciales que comentaremos más adelante, se usaron dos fuentes adicionales. Por un lado, datos del comercio bilateral entre los países tomados de la OECD. Por el otro, datos geo-referenciados extraídos de la organización *thematic mapping*. La información referida al estado de ratificación del protocolo de Kyoto se obtuvo de la Organización de las Naciones Unidas.

La base de datos final es un panel balanceado de 30 países desarrollados y en desarrollo<sup>2</sup> que va desde 1997 a 2011. Se excluye a Canadá dado que no hay disponible información sobre su industria con anterioridad a 2007. El cuadro (1) describe las variables con las que estaremos trabajando.

---

<sup>1</sup>CAIT Climate Data Explorer. 2015. Washington, DC: World Resources Institute. Available online at: <http://cait.wri.org>

<sup>2</sup>Australia, Austria, Brasil, Chile, China, Dinamarca, Finlandia, Francia, Alemania, Grecia, Hungría, Islandia, India, Irlanda, Israel, Italia, Japón, México, Países Bajos, Nueva Zelanda, Noruega, Polonia, Portugal, Rusia, España, Suecia, Suiza, Turquía, Reino Unido y Estados Unidos.

Cuadro 1: Descripción de las variables

| Variable         | Descripción                                                                                | Medición                                       | Fuente        |
|------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------|---------------|
| <i>CO2</i>       | Emisiones totales de dióxido de carbono incluyendo uso de la tierra y forestal.            | Millones de toneladas.                         | CAIT-WRI      |
| <i>GHG</i>       | Emisiones totales de gases de efecto invernadero incluyendo el uso de la tierra y forestal | Millones de toneladas.                         | CAIT-WRI      |
| <i>Renov</i>     | Consumo de energías renovables.                                                            | Como porcentaje del consumo total de energía.  | Banco Mundial |
| <i>Ind</i>       | Industria, valor agregado.                                                                 | Como porcentaje del PIB.                       | Banco Mundial |
| <i>DensPobl</i>  | Densidad de población.                                                                     | Personas por kilómetro cuadrado.               | Banco Mundial |
| <i>GDPPPP</i>    | PIB - paridad de poder adquisitivo.                                                        | En millones de 2011.                           | CAIT-WRI      |
| <i>EnergyUse</i> | Uso de energía.                                                                            | En miles de toneladas de petróleo equivalente. | CAIT-WRI      |

El cuadro (2) describe con algunas estadísticas las variables comentadas. Las emisiones de dióxido de carbono (así como las de gases de efecto invernadero), el PIB y el uso de energía serán expresadas en términos per cápita y luego medidas en logaritmos y las últimas filas de la tabla describen sus medidas luego de las transformaciones. De manera adicional, serán usadas a lo largo del trabajo las variables *Year* y *kyoto*. Esta última es una variable binaria que toma valor 1 a partir del año siguiente en el que el país en cuestión ratificó el protocolo de Kyoto.

Cuadro 2: Medidas descriptivas

| Variables        | Obs. | Media     | Desvío Estándar | Mínimo    | Máximo    |
|------------------|------|-----------|-----------------|-----------|-----------|
| <i>CO2</i>       | 450  | 669.4445  | 1336.569        | 1.879956  | 8708.668  |
| <i>GHG</i>       | 450  | 860.4958  | 1645.656        | 2.7187    | 10304.13  |
| <i>Renov</i>     | 450  | 19.05642  | 17.32555        | .8720827  | 76.48086  |
| <i>Ind</i>       | 450  | 29.29979  | 6.017905        | 15.57164  | 47.55857  |
| <i>DensPobl</i>  | 450  | 125.0965  | 122.6337        | 2.410346  | 495.0496  |
| <i>GDPPPP</i>    | 450  | 1763722   | 2852080         | 8134      | 1.55e+07  |
| <i>EnergyUse</i> | 450  | 261258    | 500766.8        | 2427      | 2727728   |
| <i>lnCO2pc</i>   | 450  | -11.94822 | .5934181        | -13.99434 | -10.77633 |
| <i>lnGHGpc</i>   | 450  | -11.63464 | .5408779        | -13.37928 | -10.3094  |
| <i>lnGDPpc</i>   | 450  | 10.17401  | .6587187        | 7.711774  | 11.08006  |
| <i>lnENpc</i>    | 450  | 1.146594  | .6481651        | -.876644  | 2.88841   |
| <i>kyoto</i>     | 450  | .5266667  | .4998441        | 0         | 1         |

Los siguientes mapas clasifican a los países según las emisiones de *CO2* en el año 2012. En la figura (1) dividimos en deciles a aquellos países para los cuales la WRI tiene datos y, entonces, un color más oscuro para un país indica que se encuentra entre aquellos que emiten este gas en mayores cantidades. Por otro lado, en la clasificación hecha en la figura (2) podemos identificar a los países por la cantidad de gas emitida, medida en millones de toneladas.

En la sección que sigue expondremos la construcción de las matrices de pesos espaciales y expondremos el proceso de selección del modelo final.

Figura 1: Emisiones de  $CO_2$  por deciles

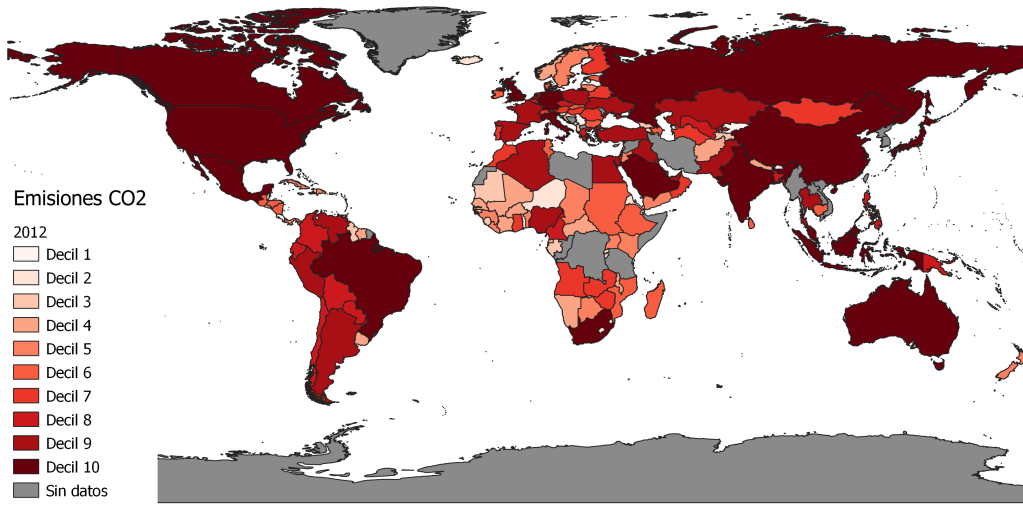
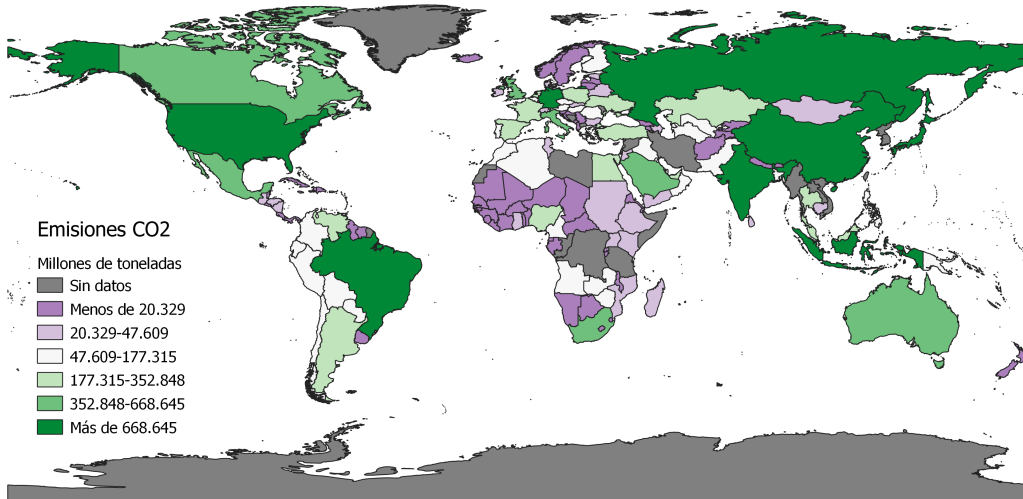


Figura 2: Emisiones de  $CO_2$



## 4. Diagnóstico espacial preliminar

Los test de dependencia espacial que realizaremos usan como insumo una matriz de pesos espaciales. Vamos a construir dos matrices usando los criterios que siguen:

- Cercanía comercial, llamaremos a esta matriz  $W_{COM}$ .
- Cinco vecinos más cercanos, la llamaremos  $W_{VEC}$ .

### 4.1. Construcción de las matrices

Usamos los datos de comercio bilateral sobre los países considerados en nuestra base y para el año 2007 de la OECD. Nuestro objetivo es obtener una matriz de  $30 \times 30$  cuyos elementos son unos y ceros indicando que hay o no una conexión respectivamente.

Sean  $i$  y  $j$  índices que enumeran a cada uno de los treinta países de la base, definimos el coeficiente  $\omega_{ij}$ .

$$\omega_{ij} = \begin{cases} \frac{IMPO_{ij}}{\sum_j IMPO_{ij}} + \frac{EXPO_{ij}}{\sum_j EXPO_{ij}} & \text{si } i \neq j \\ 0 & \text{si } i = j \end{cases} \quad (1)$$

A modo de ejemplo tomemos Finlandia y Alemania. El coeficiente  $\omega_{FIN,DEU}$  tiene dos términos: el primero formado por las importaciones que Finlandia realiza de Alemania divididas por el total de importaciones de Finlandia y el segundo formado por las exportaciones de Finlandia hacia Alemania sobre el total de sus exportaciones.

Para terminar, definimos a continuación los elementos de la matriz  $W_{COM}$ .

$$w_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si } \omega_{ij} > 0,1 \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (2)$$

Esto nos da una matriz que tiene un total de 144 conexiones con una media de 4,8 por país. El cuadro (3) resume esta información sobre la matriz  $W_{COM}$ .

La matriz de 5 vecinos más cercanos es más sencilla de construir. Usando datos de la organización *thematic mapping* y concentrándonos en los países de nuestra muestra, definimos que un país está conectado con cada uno de sus 5 vecinos más cercanos. Entonces, cada fila de la matriz  $W_{VEC}$  tiene exactamente cinco entradas iguales a la unidad que representan estas conexiones.

Cuadro 3: Matrices de pesos espaciales

|        | $W_{COM}$ | $W_{VEC}$ |
|--------|-----------|-----------|
| Total  | 144       | 150       |
| Mínimo | 1         | 5         |
| Máximo | 8         | 5         |
| Media  | 4.8       | 5         |

## 4.2. Testeo de dependencia espacial

Los test  $LM$  se utilizan para discernir entre dos tipos de dependencia espacial, si es que la hay. Como están pensados, en principio, para ser aplicados a datos de corte transversal, fue necesario expandir las matrices antes definidas. Obtuvimos, entonces, dos matrices de dimensión  $450 \times 450$ . El siguiente paso fue regresar  $\ln CO2pc$  en las variables independientes  $Renov$ ,  $Ind$ ,  $DensPobl$ ,  $\ln GDPpc$ ,  $\ln ENpc$ ,  $Year$ ,  $kyoto$  y variables *dummy* para cada uno de los países excepto Australia. Finalmente realizamos los test para los dos casos.

Las hipótesis nulas son las de ausencia de dependencia espacial en el error y de ausencia de la misma en la variable dependiente. Si es posible encontrar suficiente evidencia de lo contrario, las rechazaremos. El cuadro (4) resume los resultados.

Cuadro 4: Test LM

|           |                 |            | Estadístico | p-valor | Resultado        |
|-----------|-----------------|------------|-------------|---------|------------------|
| $W_{COM}$ | Error espacial  | $LM$       | 5.694       | 0.017   | Rechaza $H_0$    |
|           |                 | $LM_{ROB}$ | 8.041       | 0.005   | Rechaza $H_0$    |
|           | Rezago espacial | $LM$       | 1.067       | 0.302   | No rechaza $H_0$ |
|           |                 | $LM_{ROB}$ | 3.414       | 0.065   | Rechaza $H_0$    |
| $W_{VEC}$ | Error espacial  | $LM$       | 0.001       | 0.971   | No rechaza $H_0$ |
|           |                 | $LM_{ROB}$ | 18.966      | 0.000   | Rechaza $H_0$    |
|           | Rezago espacial | $LM$       | 7.630       | 0.006   | Rechaza $H_0$    |
|           |                 | $LM_{ROB}$ | 26.595      | 0.000   | Rechaza $H_0$    |

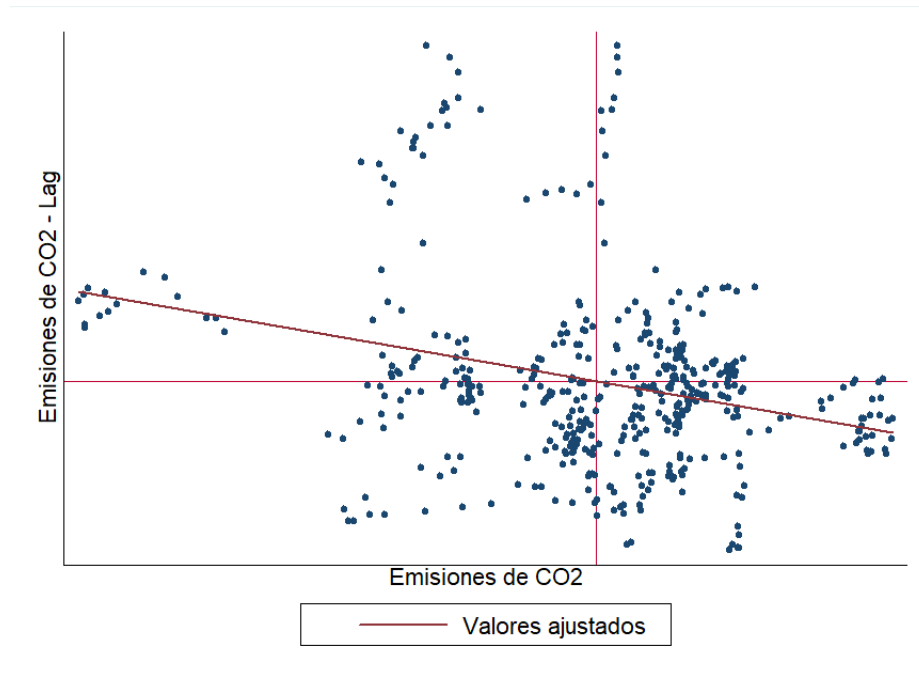
Vemos que al 10 % de nivel de significatividad, todos los test robustos rechazan sus respectivas hipótesis nulas. Los resultados sugieren que incluso habiendo controlado por algunas



variables explicativas y, además, por efectos fijos para cada uno de los países; la variable dependiente y el error del modelo están sujetos a autocorrelación espacial.

La  $I$  de Moran es un estadístico que se usa frecuentemente para detectar dependencia espacial en alguna variable de interés. A diferencia de los test comentados hace una línea, no presupone la estimación de ningún modelo aunque sí la existencia de alguna matriz de pesos espaciales. Para el caso de la matriz de distancia comercial, que con mayor frecuencia será usada en el resto del trabajo, la  $I$  de Moran detecta dependencia espacial en todas las variables de análisis excepto para la proporción de energías renovables y el *share* de la industria. La figura (3) presenta un diagrama de dispersión para la variable  $\ln CO2pc$  en donde en el eje vertical se grafican los rezagos espaciales obtenidos con la matriz  $W_{COM}$ .

Figura 3: Diagrama de dispersión -  $I$  de Moran



El valor del estadístico  $I$  toma el valor de  $-0,133$  y es altamente significativo. Evidencia que hay una autocorrelación espacial negativa en esta variable. Una posible interpretación de este hecho es que los países con mayores emisiones de dióxido de carbono están comercialmente conectados con aquellos que tienen menores emisiones y viceversa.

Probablemente la autocorrelación espacial disminuya a medida que se incluyen variables relevantes en el análisis. Por esta razón los test  $LM$  parecen tener una ventaja por sobre la  $I$  de Moran ya que usan los resultados de la regresión lineal que ya tuvo en cuenta nuestras variables independientes.

#### 4.3. Modelo

La ecuación que estimaremos es el modelo de Cliff-Ord:

$$y_t = \rho W y_t + X_t \beta + W X_t \gamma + Z_t \delta + \mu + \varepsilon_t \quad (3)$$

$$\varepsilon_t = \lambda W \varepsilon_t + \eta_t \quad \text{con} \quad \eta_t \sim (0, \sigma_\eta^2 I_\eta)$$

$y_t$  es la variable dependiente en el año  $t$  que serán las emisiones de dióxido de carbono o las de gases de efecto invernadero en general, ambas en toneladas de petróleo equivalente, per cápita y medidas en logaritmos.  $X_t$  es un vector que contiene a las variables *Renov*,

$Ind$ ,  $lnGDPpc$ ,  $lnENpc$  y  $DensPobl$ .  $Z_t$  contiene dos variables:  $Year$ , para capturar alguna tendencia que se esté dando para todos los países en el tiempo, y  $kyoto$  que identificaba si el país ratificó el protocolo y, si lo hizo, en qué momento. Finalmente  $\mu$  son efectos fijos por país. Observamos que  $\rho$  será el coeficiente que capture la dependencia espacial en la variable explicada y  $\lambda$  aquella del error.

Las estimaciones se hacen por máxima verosimilitud y veremos que no será posible reducir el modelo: ambos efectos espaciales serán altamente significativos.

Los resultados de la estimación no deben ser interpretados directamente dado que la variable dependiente aparece a la izquierda y a la derecha de la ecuación (3) por el rezago espacial. En su lugar, se podrá definir un efecto directo y otro indirecto. El primero describe cómo es que la variable independiente se relaciona con la dependiente teniendo en cuenta solo el rezago espacial de  $y$ . El segundo describe la relación sin tener en cuenta al parámetro  $\beta$  pero sí a  $\gamma$ , es decir, describe la relación solo pasando por los rezagos espaciales de la variable independiente. El efecto total es la suma de ambos efectos comentados. Formalmente, para la variable independiente  $x_k$ :

$$\text{Efecto Directo} = (I - \rho W)^{-1} \cdot \beta_k I \quad (4)$$

$$\text{Efecto Indirecto} = (I - \rho W)^{-1} \cdot \gamma_k W \quad (5)$$

## 5. Resultados de la estimación

### 5.1. Resultados principales

El cuadro (5) nos muestra los resultados de la estimación para las dos matrices de pesos espaciales y, a su vez, para las dos variables dependientes. Como adelantábamos, en todos los casos las estimaciones de  $\rho$  y  $\lambda$  son altamente significativas. Notamos que para las variables cuyas estimaciones son significativas, los signos y los órdenes de magnitud se mantienen entre columnas. A continuación nos concentraremos en el modelo cuya variable dependiente son las emisiones de dióxido de carbono y la matriz es la de distancia comercial.

Cuadro 5: Estimación modelo Cliff-Ord

| Dependiente →      | $W_{COM}$    |              | $W_{VEC}$    |              |
|--------------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
|                    | $CO_2$       | $GHG$        | $CO_2$       | $GHG$        |
| $lnGDPpc$          | .1172299     | .1233482*    | .1878211**   | .162483**    |
| $Renov$            | -.0249264*** | -.0180064*** | -.0237189*** | -.0178444*** |
| $Ind$              | -.0092387**  | -.0059844**  | -.0049295    | -.0029922    |
| $lnENpc$           | .6518451***  | .5749155***  | .5913399***  | .5356989***  |
| $DensPobl$         | -5.26e-06    | .00005       | .0012244     | .0010646**   |
| $Year$             | .0035301     | -.0040465    | .0139942*    | .0108857*    |
| $kyoto$            | -.0083029    | -.0086813    | .0217953     | .0173141     |
| Rezagos espaciales |              |              |              |              |
| $lnGDPpc$          | .3825947     | .2382375     | -1.519861*** | -1.419885*** |
| $Renov$            | -.0241063*** | -.0162315*** | -.0073072    | -.0053763    |
| $Ind$              | .0152627**   | .0100878*    | .0187639*    | .0197197**   |
| $lnENpc$           | .3899003     | .3655446*    | 1.792881***  | 1.4616***    |
| $DensPobl$         | -.0114124*** | -.0072233*** | .0011262     | .0013341     |
| $\rho$             | -.4518407*** | -.4191531*** | -.9691585*** | -.7842292*** |
| $\lambda$          | .3372591***  | .3378878***  | .5940733***  | .5716638***  |

\* $p < 0,1$ ; \*\* $p < 0,05$ ; \*\*\* $p < 0,01$  - 450 observaciones

Como mencionamos anteriormente, la existencia de un rezago espacial en la variable dependiente nos va a permitir descomponer el efecto total de una variable sobre las emisiones de dióxido de carbono en efectos directos e indirectos. El cuadro (6) muestra cada uno de ellos y, en lo que sigue, vamos a proveer una interpretación de los resultados. Las interpretaciones son tentativas y en todos los casos están sujetas a ser revisadas si se dispone otra evidencia o de una mejor explicación alternativa.

Cuadro 6: Descomposición del efecto total

| Dependiente: <i>CO2</i> | Directo      | Efectos Indirecto | Total        |
|-------------------------|--------------|-------------------|--------------|
| <i>lnGDPpc</i>          | .1156282     | -.036856          | .0787722     |
| <i>Renov</i>            | -.0252431*** | .0079629***       | -.0172802*** |
| <i>Ind</i>              | -.0092363*** | .0028834**        | -.0063529**  |
| <i>lnENpc</i>           | .6580482***  | -.2070783***      | .4509699***  |
| <i>DensPobl</i>         | .0000272     | 8.08e-07          | .000028      |
| <i>Year</i>             | .0035703     | -.0010668         | .0025035     |
| <i>kyoto</i>            | -.0075131    | .0023877          | -.0051254    |

\* $p < 0,1$ ; \*\* $p < 0,05$ ; \*\*\* $p < 0,01$  - 450 observaciones

Nota: La estimación se realizó con la matriz de distancia comercial.

La relación total que existe entre el *share* de energías renovables y las emisiones de dióxido de carbono es negativa y de una magnitud de 0,01728. En la descomposición vemos que el mencionado *share* tiene una relación directa negativa con las emisiones, pero una relación indirecta positiva. Ambas significativas al 1 %. Esto resulta interesante: tener una proporción mayor de consumo de energías renovables está asociado de manera directa, como esperaríamos, con menores emisiones del mencionado gas. Sin embargo, y como consecuencia de los efectos espaciales que presenta el modelo, indirectamente esta proporción mayor se relaciona con una mayor cantidad de emisiones. Una hipótesis consistente con estos resultados es que los países cuyo consumo de energía renovable es mayor, también comercian más con sus vecinos. El mayor comercio se asocia a mayor producción y esta última a mayor contaminación y, entonces, observamos este efecto indirecto no deseado. Más aún, explorar este tipo de explicaciones puede ser muy útil a la hora de pensar políticas públicas: si la hipótesis es cierta y nos interesa incrementar el uso de energía renovables porque sospechamos que esto impactará negativamente en las emisiones de gases de efecto invernadero, debemos estar alerta a las consecuencias que las políticas tendrán en relación al comercio internacional.

La industria como porcentaje del PIB evidencia un efecto total negativo sobre las emisiones de *CO2* que se compone de un efecto directo negativo y otro indirecto positivo que no llega a compensar al primero. Luego de controlar por el uso de energía, el PIB y otras variables; encontramos esta relación. Posiblemente aquellos países en donde este indicador de industria es alto estén caracterizados por cierto tipo de industrias, a su vez, este tipo de industrias está asociado a cierto nivel —digamos bajo— de emisiones de gases de efecto invernadero. Una explicación del signo de esta relación negativa encontrada puede venir por este camino. Sin embargo, sin tener información desagregada de los sectores industriales de cada país no podemos profundizar mucho más. También recordemos que el indicador *Ind* representa al valor agregado de la industria como porcentaje de PIB y es factible que aquellos tipos de industria que agregan más valor estén asociadas a menores emisiones de *CO2*.

El uso de energía tiene un efecto total positivo, significativo y de magnitud considerable sobre las emisiones de dióxido de carbono. El efecto directo es incluso mayor, pero se ve compensado por una relación indirecta negativa. Queda pendiente encontrar una explicación de este último signo negativo.

Finalmente, el PBI no resultó ser una variable significativa. Vemos que el signo del efecto

total es el esperado: un mayor PBI per cápita se asocia a mayores emisiones de dióxido de carbono, también per cápita. En la sección que sigue discutiremos con más detalle sobre la relación entre esta variable y las emisiones de gases de efecto invernadero.

En el cuadro (7) descomponemos en efectos directos e indirectos el modelo estimado usando la matriz con cinco vecinos más cercanos,  $W_{VEC}$ . Se destaca que lo observado para el *share* de uso de energía renovable se replica en estos coeficientes también. El PIB per cápita pasó a ser una variable significativa con esta especificación. Concentrándonos en la columna de totales, los signos de las estimaciones se mantienen para todas las variables independientes excepto para la estimación del coeficiente asociado a *kyoto*. Con respecto al modelo anterior, industria pierde su significatividad y ahora la densidad poblacional es significativa al 10 %.

Cuadro 7: Descomposición del efecto total

| Dependiente: <i>CO2</i> | Efectos      |              |              |
|-------------------------|--------------|--------------|--------------|
|                         | Directo      | Indirecto    | Total        |
| <i>lnGDPpc</i>          | .1982864**   | -.1042192**  | .0940672**   |
| <i>Renov</i>            | -.0254334*** | .0133315***  | -.0121019*** |
| <i>Ind</i>              | -.0051827    | .0027238     | -.002459     |
| <i>lnENpc</i>           | .6317004***  | -.3307468*** | .3009535***  |
| <i>DensPobl</i>         | .001343*     | -.0007003*   | .0006427*    |
| <i>Year</i>             | .0150183*    | -.0078067*   | .0072116*    |
| <i>kyoto</i>            | .0242715     | -.0127237    | .0115478     |

\* $p < 0,1$ ; \*\* $p < 0,05$ ; \*\*\* $p < 0,01$  - 450 observaciones

Nota: La estimación se realizó con la matriz de cinco vecinos más cercanos.

## 5.2. Sobre la curva de Kuznets

En la literatura se ha estimado esta relación de U invertida entre el PIB y las emisiones de *CO2* de diversas maneras. Usualmente se incluye un término cuadrático y se estiman modelos que incluyen además de un término cuadrático otro al cubo. En esta sección incluimos a nuestro modelo estos términos. Los resultados del cuadro (8) contienen las estimaciones de los coeficientes asociados al término lineal, cuadrático y cúbico del mismo modelo con el que estamos trabajando. La matriz de pesos espaciales sigue siendo la de distancia comercial.

Como vemos, ninguna de las estimaciones es significativa. A partir de nuestro modelo con efectos espaciales y los datos que tenemos no es posible encontrar evidencia de la curva de Kuznets.

A continuación repetimos el análisis usando la matriz de distancia con cinco vecinos más cercanos. En la sección anterior vimos que el PIB per cápita era una variable significativa en el modelo cuando entraba de manera lineal. El cuadro (9) resume los resultados. Al incluir el término cuadrático perdemos significatividad y, en ese caso, no encontramos evidencia de la EKC. Ahora bien, sí encontramos estimaciones significativas cuando incluimos tanto un término cuadrático como otro cúbico. En lo que sigue analizaremos brevemente estos hallazgos.

Nos concentramos primero en el efecto directo del PIB sobre las emisiones de dióxido de carbono: La relación es siempre creciente. Existe un punto de inflexión, pero luego del mismo se sigue creciendo y no podemos observar el conocido *turning point* estimado numerosas veces en la literatura. Cuando vamos al efecto total encontramos algo similar: de nuevo la relación es creciente y hay un punto de inflexión, pero no un máximo. La figura (4) muestra cómo son esas relaciones.

En resumen, en tres de las cuatro especificaciones no podemos encontrar evidencia de la EKC directamente porque las estimaciones no son significativas. En el último caso, que incluye

Cuadro 8: Resultados incluyendo términos cuadráticos y cúbicos

| Modelo con término cuadrático                                    |            |           |                  |           |
|------------------------------------------------------------------|------------|-----------|------------------|-----------|
| Dependiente: $CO_2$                                              | Estimación | Directo   | Efecto Indirecto | Total     |
| $\ln GDP_{pc}$                                                   | .3193597   | .303277   | -.093866         | .209411   |
| $\ln GDP_{pc}^2$                                                 | -.0110235  | -.0101152 | .0030555         | -.0070597 |
| * $p < 0,1$ ; ** $p < 0,05$ ; *** $p < 0,01$ - 450 observaciones |            |           |                  |           |

| Modelo con término cuadrático y cúbico                           |            |           |                  |           |
|------------------------------------------------------------------|------------|-----------|------------------|-----------|
| Dependiente: $CO_2$                                              | Estimación | Directo   | Efecto Indirecto | Total     |
| $\ln GDP_{pc}$                                                   | -7.394911  | -7.699859 | 2.611192         | -5.088667 |
| $\ln GDP_{pc}^2$                                                 | .8247542   | .8578624  | -.2907345        | .5671279  |
| $\ln GDP_{pc}^3$                                                 | -.0299676  | -.0311419 | .0105516         | -.0205903 |
| * $p < 0,1$ ; ** $p < 0,05$ ; *** $p < 0,01$ - 450 observaciones |            |           |                  |           |

Nota: En todos los casos se usó la matriz de distancia comercial y se omitieron de la tabla las estimaciones de los demás coeficientes.

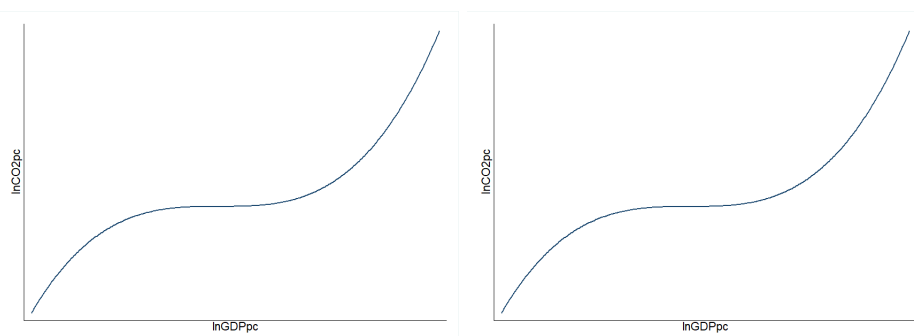


Figura 4: Relación entre el PIB y las emisiones de  $CO_2$

Efecto directo (izquierda) y efecto total (derecha)

un término cuadrático junto a otro cúbico y en donde se usó la matriz de pesos espaciales correspondiente a cinco vecinos más cercanos, encontramos estimaciones significativas. Sin embargo, la relación es siempre creciente y no podemos determinar la existencia del *turning point* discutido en la literatura.

Más aún y como comentario final, presentamos en el cuadro (10) cuatro estimaciones adicionales en donde se incluye un (y solo un) término cuadrático. Las primeras dos columnas realizan estimaciones con efectos aleatorios y fijos respectivamente e incluyendo rezagos espaciales en las variables independientes. Las tercera y cuarta columnas son estimaciones de efectos aleatorios y fijos típicas. En ninguno de los cuatro casos se tuvo en cuenta la dependencia espacial de los errores ni de la variable dependiente.

Solo en uno de los cuatro casos se observan estimaciones significativas. Las mismas tienen el signo que sugiere la hipótesis de la EKC. Sin embargo, en cuanto controlamos por las características inobservables de los países se pierde la significatividad. Al parecer no podemos encontrar evidencia de la EKC en nuestros datos incluso dejando de lado los problemas de correlación espacial.

Cuadro 9: Resultados incluyendo términos cuadráticos y cúbicos

| Modelo con término cuadrático                           |            |           |                  |           |
|---------------------------------------------------------|------------|-----------|------------------|-----------|
| Dependiente: $CO_2$                                     | Estimación | Directo   | Efecto Indirecto | Total     |
| $\ln GDP_{pc}$                                          | -.4593941  | -.5113877 | .2710552         | -.2403325 |
| $\ln GDP_{pc}^2$                                        | .035131    | .038653   | -.0204898        | .0181632  |
| $*p < 0,1; **p < 0,05; ***p < 0,01$ - 450 observaciones |            |           |                  |           |

| Modelo con término cuadrático y cúbico                  |              |              |                  |              |
|---------------------------------------------------------|--------------|--------------|------------------|--------------|
| Dependiente: $CO_2$                                     | Estimación   | Directo      | Efecto Indirecto | Total        |
| $\ln GDP_{pc}$                                          | 29.51484***  | 30.39408***  | 27.21319**       | 57.60727***  |
| $\ln GDP_{pc}^2$                                        | -3.216268*** | -3.312393*** | -2.967453**      | -6.279846*** |
| $\ln GDP_{pc}^3$                                        | .1169526***  | .1204735***  | .1079898**       | -.2284633*** |
| $*p < 0,1; **p < 0,05; ***p < 0,01$ - 450 observaciones |              |              |                  |              |

Nota: En todos los casos se usó la matriz de distancia de cinco vecinos más cercanos y se omitieron de la tabla las estimaciones de los demás coeficientes.

Cuadro 10: Estimaciones datos de panel

| Dependiente: $CO_2$                                     | Rezago indeps. |           | Sin rezago indeps. |           |
|---------------------------------------------------------|----------------|-----------|--------------------|-----------|
|                                                         | RE             | FE        | RE                 | FE        |
| $\ln GDP_{pc}$                                          | 1.153394*      | .6665538  | .6519035           | -.0792523 |
| $\ln GDP_{pc}^2$                                        | -.0610676*     | -.0310683 | -.034127           | .0070259  |
| $*p < 0,1; **p < 0,05; ***p < 0,01$ - 450 observaciones |                |           |                    |           |

Nota: Los rezagos de las variables independientes fueron generados con la matriz  $W_{COM}$ .

## 6. Conclusiones

Con un panel de 30 países a lo largo de 15 años se estudió la relación entre las emisiones de dióxido de carbono e indicadores socioeconómicos como el PIB, el *share* de consumo de energías renovables, la industria, la densidad poblacional y el uso de energía. Para tomar en cuenta el hecho de que las observaciones no son completamente independientes, se incluyó una noción de distancia comercial y se estimó el modelo Cliff-Ord. El mismo incluye un rezago espacial en la variable dependiente, rezagos espaciales en las variables independientes y corrige por autocorrelación espacial en el error del modelo. Otra noción de distancia, la de cinco vecinos más cercanos, fue usada también a lo largo del trabajo.

Luego de un diagnóstico preliminar de dependencia espacial que mostró que debíamos encontrar autocorrelación tanto en la variable dependiente como en el error, se llevó a cabo un método de lo general a lo particular. Al observar que las estimaciones de los dos coeficientes asociados a los efectos espaciales eran altamente significativas, seguimos trabajando con el modelo completo.

En líneas generales las estimaciones de los coeficientes asociados a las variables independientes mantienen su significatividad, signo y orden de magnitud entre especificaciones y lo mismo es cierto para aquellas asociadas a los parámetros de autocorrelación espacial en la variable dependiente y en el error. Sin embargo, este patrón no se mantiene al pasar a los rezagos de las variables independientes. Comparando los efectos directos, indirectos y totales entre las estimaciones con distintas matrices de pesos espaciales; vemos que algunos efectos de las variables independientes cambian su significatividad evidenciando que los resultados

son sensibles a la elección de la matriz de pesos. Todos los esfuerzos en variar estas matrices y re-estimar los coeficientes son más que útiles para complementar los resultados aquí comentados.

Entre los resultados, destaca el hecho de que la variable que representa el *share* de consumo de energías renovables tenga un efecto indirecto significativo y de signo positivo sobre las emisiones de dióxido de carbono. Este resultado se mantiene para ambas matrices de pesos espaciales y sugiere que, si nos interesa reducir las emisiones de gases de efecto invernadero aumentando la proporción de uso de energías renovables, debemos estar alerta a estos efectos indeseados que pueden darse por medio del comercio internacional (o bien, por medio de las relaciones entre países cercanos). La relación entre la industria como porcentaje del PIB y las emisiones del comentado gas evidenció un efecto total negativo y significativo, aunque el mismo no se mantiene al usar la matriz de vecinos más cercanos. Los resultados asociados a la variable que mide el uso de energía parecen ser robustos y nos queda pendiente una mejor interpretación de sus efectos indirectos. Finalmente, la densidad poblacional no es una variable significativa en nuestro modelo original mientras sí lo es cuando cambiamos de matriz de pesos.

Como vimos, las estimaciones de los efectos asociados al PIB mantienen su signo en ambos casos y aunque no son significativos en nuestro modelo original, sí lo son al variar la matriz de pesos. A través de algunas variantes de los modelos mostramos que en la mayoría de los casos no hay evidencia de la existencia de la curva de Kuznets directamente porque las estimaciones obtenidas no son significativas. Solo cuando el modelo contiene términos cuadrático y cúbico y la matriz de pesos es la de cinco vecinos más cercanos encontramos efectos significativos. Sin embargo, la relación entre el PIB y las emisiones de dióxido de carbono que se desprende de estas últimas estimaciones es siempre creciente. Los resultados parecen contradecir la hipótesis de que las emisiones de gases de efecto invernadero comenzarían a disminuir por sí mismas cuando los países sobrepasaran cierto nivel de desarrollo.

Varias acciones pueden mejorar o completar este trabajo. En primer lugar, definir matrices de pesos espaciales con otros criterios y así poder chequear si los resultados se mantienen o no es un camino natural a seguir. Recordemos que este tipo de matrices es definido de manera exógena por quien investiga y los esfuerzos por variarlas son siempre útiles. Luego, se debe abordar con más profundidad la interpretación de algunos efectos indirectos que las variables explicativas parecen tener sobre las emisiones de gases de efecto invernadero. En particular, aquel referido a la variable uso de energía que no parece tener una relación tan intuitiva. Más investigación y, posiblemente, datos más desagregados son necesarios para explicar los efectos totales que tiene la industria sobre las emisiones de gases de efecto invernadero.

En resumen, la dependencia espacial es relevante y tenerla en cuenta nos advierte sobre la existencia de efectos que ciertas variables tienen sobre las emisiones de gases de efecto invernadero que de otra forma ignoraríamos. Los efectos son más que interesantes para los hacedores de políticas públicas.

## Referencias

- Anselin, L. (1988). Model validation in spatial econometrics: a review and evaluation of alternative approaches. *International Regional Science Review*, 11(3), 279-316.
- Anselin, L. (2002). Under the hood: Issues in the specification and interpretation of spatial regression models. *Agricultural economics*, 27(3), 247-267.
- Anselin, L., Bera, A. K., Florax, R., & Yoon, M. J. (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 *The econometrics of panel data* (pp. 625-660). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Atella, V., Belotti, F., Depalo, D., & Mortari, A. P. (2014). Measuring spatial effects in the presence of institutional constraints: The case of Italian Local Health Authority expenditure. *Regional Science and Urban Economics*, 49, 232-241.
- Cole, M. A. (2003). Development, trade, and the environment: how robust is the Environmental Kuznets Curve?. *Environment and Development Economics*, 8(4), 557-580.
- Copeland, B. R., & Taylor, M. S. (2004). Trade, growth, and the environment. *Journal of Economic literature*, 42(1), 7-71.
- Dasgupta, S., Laplante, B., Wang, H., & Wheeler, D. (2002). Confronting the environmental Kuznets curve. *Journal of economic perspectives*, 16(1), 147-168.
- Debary, N., & Ertur, C. (2010). Testing for spatial autocorrelation in a fixed effects panel data model. *Regional Science and Urban Economics*, 40(6), 453-470.
- Debary, N., Ertur, C., & LeSage, J. P. (2012). Interpreting dynamic space-time panel data models. *Statistical Methodology*, 9(1-2), 158-171.
- Dijkgraaf, E., & Vollebergh, H. R. (2001). *A note on testing for environmental Kuznets curves with panel data* (No. 63.2001). Nota di Lavoro, Fondazione Eni Enrico Mattei.
- Dinda, S. (2004). Environmental Kuznets curve hypothesis: a survey. *Ecological economics*, 49(4), 431-455.
- Dubin, R. A. (1998). Spatial autocorrelation: a primer. *Journal of housing economics*, 7(4), 304-327.
- Elhorst, J. P. (2005). Unconditional maximum likelihood estimation of linear and log-linear dynamic models for spatial panels. *Geographical analysis*, 37(1), 85-106.
- Florax, R. J., & Van Der Vlist, A. J. (2003). Spatial econometric data analysis: Moving beyond traditional models. *International Regional Science Review*, 26(3), 223-243.
- Hao, Y., & Liu, Y. M. (2016). The influential factors of urban PM2. 5 concentrations in China: a spatial econometric analysis. *Journal of Cleaner Production*, 112, 1443-1453.
- Kang, Y. Q., Zhao, T., & Yang, Y. Y. (2016). Environmental Kuznets curve for CO2 emissions in China: A spatial panel data approach. *Ecological Indicators*, 63, 231-239.
- Keller, W., & Shiue, C. H. (2007). The origin of spatial interaction. *Journal of Econometrics*, 140(1), 304-332.
- LeSage, J. P. (1997). Regression analysis of spatial data. *Journal of Regional Analysis and Policy*, 27, 83-94.
- Maddison, D. (2006). Environmental Kuznets curves: A spatial econometric approach. *Journal of Environmental Economics and management*, 51(2), 218-230.
- Maddison, D. (2007). Modelling sulphur emissions in Europe: a spatial econometric approach. *Oxford Economic Papers*, 59(4), 726-743.
- Markusen, J. R., Morey, E. R., & Olewiler, N. (1995). Competition in regional environmental policies when plant locations are endogenous. *Journal of Public economics*, 56(1), 55-77.
- Mur, J., & Angulo, A. (2009). Model selection strategies in a spatial setting: Some additional results. *Regional Science and Urban Economics*, 39(2), 200-213.
- Rothman, D. S. (1998). Environmental Kuznets curves—real progress or passing the buck?: A case for consumption-based approaches. *Ecological economics*, 25(2), 177-194.



Schmalensee, R., Stoker, T. M., & Judson, R. A. (1998). World carbon dioxide emissions: 1950–2050. *Review of Economics and Statistics*, 80(1), 15-27.

Stern, D. I. (1998). Progress on the environmental Kuznets curve?. *Environment and development economics*, 3(2), 173-196.

Stern, D. I. (2004). The rise and fall of the environmental Kuznets curve. *World development*, 32(8), 1419-1439.

Stern, D. I., & Common, M. S. (2001). Is there an environmental Kuznets curve for sulfur?. *Journal of Environmental Economics and Management*, 41(2), 162-178.

Wang, Y., Kang, L., Wu, X., & Xiao, Y. (2013). Estimating the environmental Kuznets curve for ecological footprint at the global level: A spatial econometric approach. *Ecological indicators*, 34, 15-21.