

Capítulo 8

Uso del sistema de
propiedad industrial
para signos distintivos
en Colombia: un
análisis departamental
(2000-2016)

Capítulo 8

Uso del sistema de propiedad industrial para signos distintivos en Colombia: un análisis departamental (2000-2016)

{ Jenny-Paola Lis-Gutiérrez, Álvaro Zerda-Sarmiento, Manuel Ignacio Balaguera, Mercedes Gaitán-Angulo y Melissa Lis-Gutiérrez

Resumen

Este capítulo tiene como propósito establecer la distribución espacial en Colombia de la solicitud y concesión de signos distintivos entre 2000 y 2016. Para ello, se calculó la autocorrelación espacial hasta el orden 7 para el acumulado de cada uno de los tipos de signos distintivos solicitados y concedidos, y un modelo de conglomerados espacial con el fin de identificar grupos de departamentos con respecto a su comportamiento en la innovación, considerando como *proxy* los registros y concesiones de signos distintivos de residentes en Colombia entre 2000 y 2016. Dentro de los hallazgos se identificó que i) en Colombia no se cuenta con la cultura del registro en forma oportuna y adecuada de las signos distintivos; ii) no hay evidencia de autocorrelación espacial; iii) en los departamentos de Amazonas, Vaupés, Guaviare, Guainía, Vichada, las antiguas intendencias, no se llevó a cabo ningún tipo de registro entre 2000 y 2016; iv) se requiere promover las campañas de registro, educación sobre el sistema de propiedad industrial y un incremento en los puntos de atención de la Superintendencia de Industria y Comercio, en los

departamentos de Bogotá, Antioquia, Valle del Cauca, Atlántico y Cundinamarca, ya que demostraron un potencial para los registros de signos distintivos.

Palabras clave: índice de Moran, autocorrelación espacial, análisis de conglomerados, distribución espacial, signos distintivos.

Introducción

De acuerdo con la Organización Mundial de la Propiedad Intelectual (OMPI) (2010), la propiedad intelectual (PI) se refiere a “las creaciones de la mente: invenciones, obras literarias y artísticas, así como símbolos, nombres e imágenes utilizadas en el comercio” (p. 2). Bajo el esquema de protección tradicional, la PI se divide en tres ramas: propiedad industrial, derechos de autor y derechos conexos, y variedades vegetales (Lis-Gutiérrez *et al.*, 2018).

Los países ricos y los países pequeños o pobres aplican los derechos de propiedad intelectual, los primeros para proteger sus innovaciones, los segundos para acceder a los mercados extranjeros, mientras que los países emergentes son más flexibles en la aplicación de los sistemas de PI.

De los estudios más recientes sobre propiedad intelectual se pueden destacar los de Alimov (2019), en el cual se identificó como uno de los beneficios de la reforma en los sistemas de PI en algunos países, estuvieron relacionados con reducciones significativas en el costo de la deuda, específicamente en las tasas de los préstamos en las industrias que son más intensivas en propiedad intelectual. Igualmente, se encuentra el de Auriol, Biancini y Paillacar (2019), quienes identificaron que la aplicación de los derechos de propiedad intelectual aumenta las oportunidades de exportación a las economías avanzadas (Campi y Dueñas, 2019), pero tiene efectos negativos en países en desarrollo como ralentizar las transferencias tecnológicas y reducir los incentivos para invertir en I + D. Por ello, establecen que la aplicación de los derechos de propiedad intelectual tiene forma de U; los países ricos y los países pequeños o pobres aplican los derechos de propiedad intelectual, los primeros para proteger sus innovaciones, los segundos para acceder a los mercados extranjeros, mientras que los países emergentes son más flexibles en la aplicación de los sistemas de PI (Papageorgiadis y McDonald, 2019). Igualmente, Sweet y Eterovic (2019) identificaron mediante un panel

dinámico de 70 países entre 1965 y 2009 que los derechos de patente no tienen efecto en el crecimiento de la productividad.

Desde otra perspectiva, autores como Borissova (2018), reconocen la importancia del papel del patrimonio cultural para definir la identidad nacional, el desarrollo sostenible y la compatibilidad de las industrias creativas, y específicamente en los museos (Magnani, Guttorm y Magnani, 2018).

Ahora bien, de los estudios más recientes de marcas se pueden destacar el de Barroso, Giarratana y Pasquini (2019), en el cual se identificó que las marcas registradas permiten medir el grado de innovación y la capacidad de respuesta en mercados externos. Igualmente, se encuentra el estudio de Miric, Boudreau y Jeppesen (2019), quienes indican que la gran mayoría de los desarrolladores de gran tamaño explotan una combinación de mecanismos informales y derechos formales de propiedad intelectual, usando derechos de autor, patentes y marcas.

Por su parte, Denicolai, Hagen, Zucchella y Dudinskaya (2018) analizaron los datos de panel durante cuatro años, y en una muestra intersectorial de empresas cotizadas europeas que constaba de 712 observaciones. Los resultados revelan que la actitud de la empresa para enriquecer el portafolio con marcas comerciales desarrolladas externamente, se asocia positivamente con el desempeño internacional de las empresas. También se resalta que esta relación es moderada en las empresas de familia. Teixeira y Ferreira (2018), mediante una encuesta directa dirigida a 48 empresas portuguesas ubicadas en los parques e incubadoras de C&T, evaluaron el impacto directo e indirecto de los mecanismos de protección de los derechos de propiedad intelectual. Identificaron que a escala mundial, la protección formal de los derechos de propiedad intelectual es perjudicial para la competitividad de las empresas, pero los mecanismos informales como los secretos comerciales fomentan la competitividad de las empresas.

Finalmente, el trabajo de Zhang, Zheng y Ning (2018), utiliza datos de 14.065 empresa chinas entre 2007 y 2013, y aplica un modelo de riesgo de tiempo discreto y se estudió el impacto de las diferencias en los mecanismos de innovación internos y externos, específicamente la eficiencia de la innovación y el efecto de desbordamiento derivado del comercio, en la probabilidad de supervivencia de las empresas.

Ahora bien, específicamente en Colombia, en 2017 se presentaron 2.372 solicitudes de registro de patentes de invención, 216 de modelo de utilidad, 41.076 de marcas, y 556 de diseños industriales. De las patentes, solo 143 hicieron el trámite mediante el Tratado de Cooperación en materia de Patentes (PCT, por sus siglas en inglés) y en marcas solo 32 emplearon el protocolo de Madrid (Organización Mundial de la Propiedad Intelectual, 2019). El crecimiento en patentes de invención correspondió al 7,7% con respecto al 2016, el cual se explica en 2,3% por las solicitudes de residentes y 5,4% por no residentes, siendo las solicitudes respectivamente 1.777 (es decir, 74,91% de las solicitudes en 2017) y 595 (es decir, 25,09% de las solicitudes en 2017) (Organización Mundial de la Propiedad Intelectual, 2019). En el caso de las marcas, el número de aplicaciones fue de 41.076, distribuidas entre residentes (23.762, es decir, 57,85%) y no residentes (17.314, es decir, 42,15%). Esto ubica a Colombia en el puesto 48, entre 129, en cuanto a la solicitud de registros de patentes, 36 en solicitudes de marcas y 69 en registros industriales (Organización Mundial de la Propiedad Intelectual, 2019).

Como se evidenció, el uso del sistema de propiedad industrial por los residentes en Colombia, es significativamente inferior que el uso dado por extranjeros. Por lo anterior, el propósito de este trabajo es establecer ¿cuál fue la distribución espacial en Colombia de la solicitud y concesión de signos distintivos entre 2000 y 2016? Para ello, se calculó la autocorrelación espacial para el acumulado de cada uno de los tipos de signos distintivos solicitados y concedidos, y un modelo de conglomerado espacial, con el fin de identificar grupos de departamentos con respecto a su comportamiento en el uso del sistema de propiedad industrial en Colombia, considerando como proxy los registros y concesiones de signos distintivos de residentes en Colombia entre 2000 y 2016 (Zhang et al., 2018).

1. Método

En este apartado se describen los datos empleados, el diseño del estudio, el procedimiento y los indicadores y modelos empleados para el análisis.

1.1. Los datos

En este trabajo se emplea como fuente primaria los registros de la Superintendencia de Industria y Comercio (2018), sobre signos distintivos solicitados y concedidos a nivel departamental entre 2000 y 2016. En la Tabla 1 se presentan los datos, las fuentes y las unidades empleados para las secciones siguientes. El *software* utilizado para calcular los modelos corresponde a Philcarto (Waniez, 2019).

Tabla 1. Fuentes y unidades de datos empleados

Variable	Unidades
Marcas ¹ y lemas comerciales ² presentados	Número
Concesión de marcas y lemas comerciales	Número
Nombres ³ y enseñas comerciales ⁴ presentados	Número
Concesión de nombres y enseñas comerciales	Número
Marcas colectivas ⁵ presentadas	Número
Marcas colectivas concedidas	Número
Marcas de certificación ⁶ presentadas	Número
Marcas de certificación concedidas	Número

Nota: “presentado” hace referencia a la solicitud y concesión a los signos distintivos que efectivamente obtuvieron el registro ante la Superintendencia de Industria y Comercio (SIC).

¹ “Signo o medio material, cualquiera que sea su clase o forma que sirva para señalar los productos de la industria y del trabajo, con objeto de que el público lo conozca y los distinga, sin que puedan confundirlos con otros de la misma especie” (SIC, 2019).

² “Palabra, frase o leyenda utilizada como complemento de una marca solicitada o registrada con la cual se usará para una misma clase de servicios/productos concedidos en la marca” (SIC, 2019).

³ “Es cualquier signo que identifique a una actividad económica, a una empresa o a un establecimiento mercantil” (SIC, 2019).

⁴ “Es el signo distintivo que adopta un comerciante para identificar su establecimiento de comercio” (SIC, 2019).

⁵ “Todo signo que sirva para distinguir el origen o cualquier otra característica común de productos o servicios pertenecientes a empresas diferentes y que lo utilicen bajo el control de un titular (SIC, 2019)”.

⁶ “Signo destinado a ser aplicado a productos o servicios cuya calidad u otras características han sido certificadas por el titular de la marca” (SIC, 2019).

Fuente: elaboración propia a partir de SIC (2018).

1.2. Diseño del estudio

Este estudio tiene un enfoque cuantitativo con alcance descriptivo, correlacional y explicativo. El diseño es no experimental de corte longitudinal de panel, siendo los agentes los departamentos de Colombia.

1.3 Procedimiento

Se realizó la búsqueda de información en la página de la Superintendencia de Industria y Comercio asociada a las estadísticas de marcas y otros signos radicados. Al momento de la consulta solo se encontraba información entre 2000 y 2016. Los datos se organizaron considerando como unidades de análisis los departamentos. Luego, se analizó para cada una de las variables la autocorrelación espacial y se calcularon las aglomeraciones espaciales, como se describe a continuación.

1.4. Análisis de resultados

Para hacer el análisis se emplean dos indicadores de autocorrelación espacial: índice de Moran Global Univariado y el índice C de Geary. Igualmente, para el análisis multivariado se emplea la técnica de aglomeración espacial. Los elementos se describen a continuación.

1.4.1. Autocorrelación espacial

Para el cálculo de la autocorrelación espacial⁷ se usó el índice de Moran Global Univariado (Moran, 1948) y el índice C de Geary (Geary, 1954; Unwin, 1996)⁸ para cada una de las variables de la Tabla 1. Dado el conjunto de entidades espaciales y un atributo asociado (variable), este índice evalúa si el patrón expresado está agrupado, disperso o es aleatorio. El índice oscila entre -1 (autocorrelación espacial negativa fuerte) y 1 (autocorrelación espacial positiva fuerte), si es cercano a 0 indica la no presencia de autocorrelación espacial. Se interpreta como autocorrelación espacial moderada a partir de 0,3, hasta 0,6 y de allí en adelante una alta autocorrelación espacial. La fórmula se encuentra en la ecuación (1).

$$I = \frac{N \sum (2) W_{y(Y_j - \bar{y})(Y_j - \bar{y})}}{S_0 \sum_{i=1}^N ((Y_j - \bar{y}))^2} \quad (1)$$

W_y : es el elemento de la matriz de pesos especiales, correspondiente al par (i, j) .

\bar{Y} : valor medio esperado de la variable y .

N : número de observaciones o tamaño muestral.

Y S_0 corresponde a: $S_0 = \sum_i \sum_i W_{ij} = \sum_j 2W_j$.

1.4.2. Aglomeración espacial

Además, para el análisis de los datos se utiliza un modelo de conglomerado espacial empleando las variables de la Tabla 1. Esto con el fin de identificar grupos de

7 La autocorrelación espacial implica que el valor de una variable se encuentra condicionado por el valor que asume esa misma variable en una región vecina (Anselin, 1988).

8 Para ampliar el uso de los índices, se recomienda revisar los trabajos de Lis-Gutiérrez et al. (2018) y Prada González, Lis-Gutiérrez, y Aponte López (2018). En ellos se utilizan los índices de Moran y Geary, para identificar la distribución espacial de las cuentas de ahorro electrónicas y tradicionales, y del uso del sistema de propiedad intelectual para las nuevas creaciones en Colombia.

departamentos con respecto a su comportamiento en el uso del sistema de propiedad intelectual en Colombia, considerando como *proxy* los registros y concesiones de signos distintivos de residentes en Colombia entre 2000 y 2016.

Para ello, se emplea la estrategia de la distancia mínima (Gallardo, 2015; Langrand y Pinzón, 2009) y el algoritmo de Jenks (Jenks, 1963; Khan, 2012; North, 2009).

De esta manera, al efectuar la etapa k -ésima, se obtienen $n - K$ clústeres, y la distancia entre los clústeres C_i (con n_i elementos) y C_j (con n_j elementos) sería:

$$d(C_i, C_j) = \underset{\substack{x_l \in C_i \\ x_m \in C_j}}{\text{Min}} \{d(x_l, x_m)\} \quad l = 1, \dots, n_i; \quad m = 1, \dots, n_j \quad (2)$$

En este caso se unirán los clústeres C_i y C_j si:

$$\begin{aligned} d(C_i, C_j) &= \underset{\substack{i_1, j_1 = 1, \dots, n-K \\ i_1 \neq i_1}}{\text{Min}} \{d(C_i, C_j)\} = \\ &= \underset{\substack{i_1, j_1 = 1, \dots, n-K \\ i_1 \neq i_1}}{\text{Min}} \left\{ \underset{\substack{x_l \in C_i \\ x_m \in C_j}}{\text{Min}} \{d(x_l, x_m)\} \right\} \quad l = 1, \dots, n_i; \quad m = 1, \dots, n_j \end{aligned} \quad (3)$$

Para el algoritmo de Jenks (Khan, 2012), la fórmula corresponde a la siguiente:

$$J = C - \sum_{1 \leq j \leq (k-1)} \text{dist}(c_{j+1}, c_j) \quad (4)$$

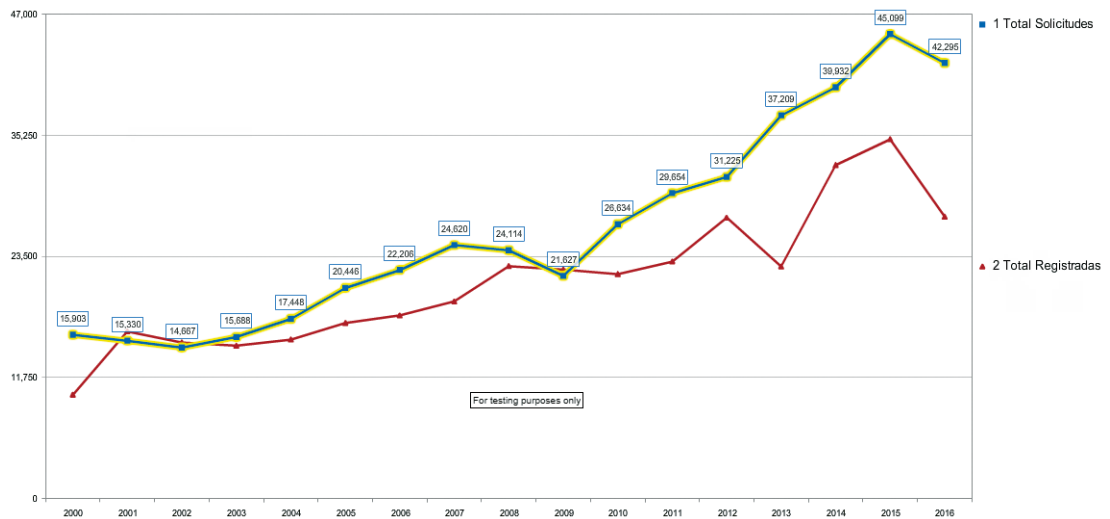
Como muestra la ecuación, el algoritmo de Jenks además de buscar la distancia mínima entre los puntos de datos y los centros de clústeres a los que pertenecen, también busca la diferencia máxima entre los grupos.

2. Resultados

Si bien el número de solicitudes de marcas y lemas comerciales entre 2000 y 2016 se incrementó, pasando de 15.903 a 42.295 (Gráfico 1), esta cifra continúa siendo muy baja, si se considera que para 2016 el número total de solicitudes de registro de marcas fue de 9.771.400. En otras palabras, el acumulado entre 2000 y 2016 en Colombia, solo representa el 0,4% de lo solicitado solo en un año.

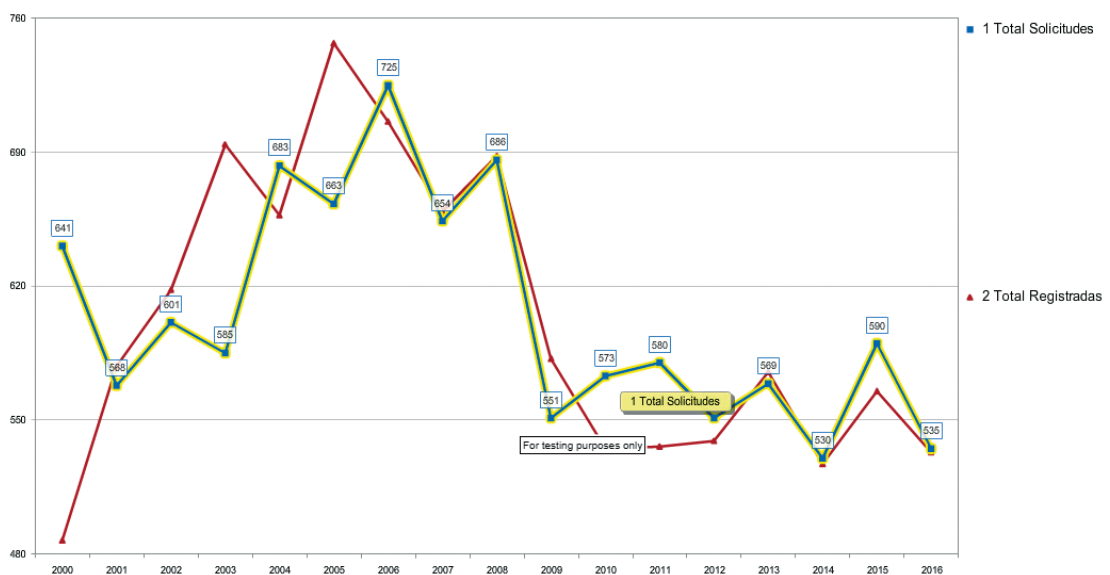
Lo mismo sucede con las solicitudes de nombres y enseñas comerciales, las cuales fueron solo de 535 en 2016 y las registradas de 533 (Gráfico 2). En lo referente a marcas colectivas, las solicitudes en ningún año entre 2000 y 2016 fueron superiores a 40 y las concesiones a 30 (Gráfico 3). La máxima solicitud de marcas de certificación fue de 85 en 2011 y 48 en 2016 (Gráfico 4).

Gráfico 1. Solicitudes y concesión de marcas y lemas comerciales (2000-2016)



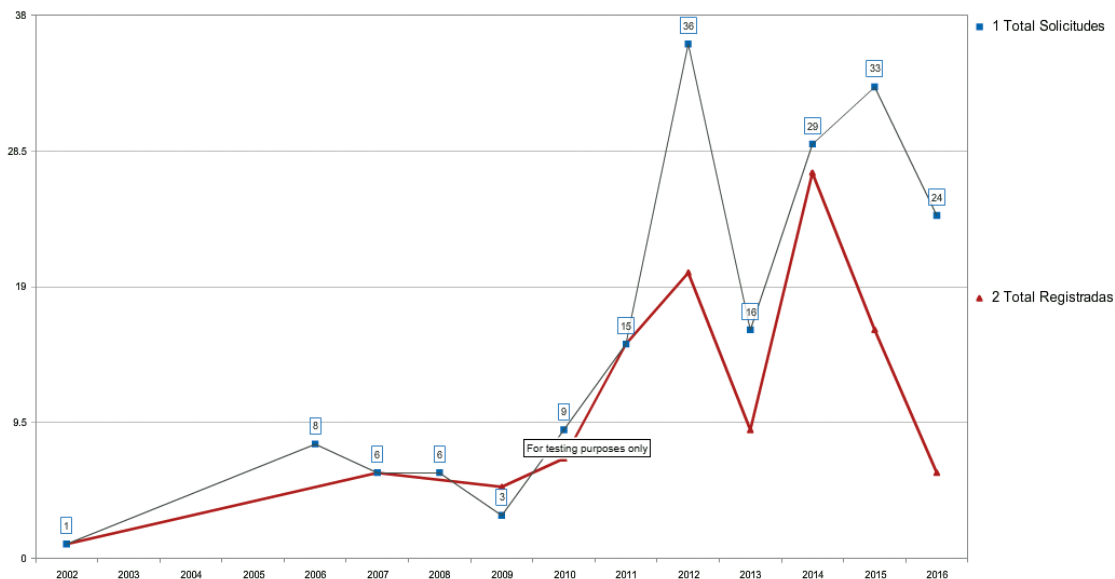
Nota: solicitudes (línea amarilla), concesión (línea roja).
Fuente: Superintendencia de Industria y Comercio (2018).

Gráfico 2. Solicitudes y concesión de nombres y enseñas comerciales (2000-2016)



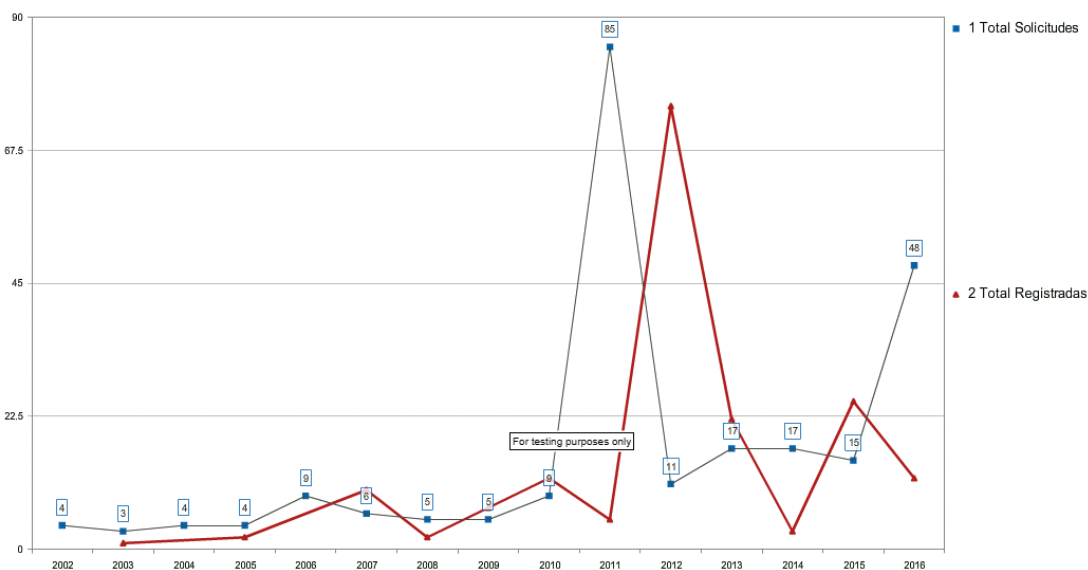
Nota: solicitudes (línea amarilla), concesión (línea roja).
Fuente: Superintendencia de Industria y Comercio (2018).

Gráfico 3. Solicitudes y concesión de marcas colectivas (2000-2016)



Nota: solicitudes (línea gris), concesión (línea roja).
Fuente: Superintendencia de Industria y Comercio (2018).

Gráfico 4. Solicitudes y concesión de marcas de certificación (2000-2016)



Nota: solicitudes (línea gris), concesión (línea roja).
Fuente: Superintendencia de Industria y Comercio (2018).

2.1. *Análisis de autocorrelación espacial*

Para el análisis de la autocorrelación espacial, se usa el algoritmo de Jenks (Khan, 2012) para el cálculo de clases, el cual se caracteriza por maximizar la diferencia entre las clases y hacer grupos más homogéneos (Smith, Goodchild y Longley, 2015). Con respecto a las marcas y lemas comerciales presentados y registrados en el Gráfico 5, se aprecia que en Bogotá, Antioquia, Valle del Cauca, Atlántico y Cundinamarca se concentra la mayor parte de las solicitudes (87,31 %). Mientras que en Guainía y Vichada, no se presentó ninguna solicitud durante el período. Asimismo, el 221,8% de las marcas y lemas comerciales están registrados en el período (197.701), lo que se explica por solicitudes de vigencias anteriores. Bogotá, Antioquia, Valle del Cauca, Cundinamarca y Atlántico concentraron el 89,61 % de las marcas y lemas comerciales registrados.

Con relación a las marcas colectivas (Gráfico 6), se aprecia que son seis departamentos los que llevan el liderazgo. Bogotá, Antioquia, Valle del Cauca, Cundinamarca, Tolima y Sucre, concentraron 119 solicitudes de las 177 presentadas, es decir, el 67,23% de las solicitudes; mientras que en Córdoba, Magdalena, Casanare, Arauca, Guaviare y Vichada, no se presentó ninguna solicitud durante el período. Cabe mencionar que en Bogotá, Antioquia, Sucre y Valle del Cauca, se obtuvieron los mayores registros de marcas colectivas.

Con respecto a las marcas de certificación, durante el período solo se presentaron 95, teniendo el liderazgo Bogotá (con 65) y Antioquia (con 19). En cuanto a las marcas colectivas registradas en Bogotá, la cifra ascendió a 44 y en Antioquia a 10 (Gráfico 7). Frente a los nombres y enseñas comerciales (Gráfico 8), solo ocho departamentos contaban con más de 100 solicitudes. Nuevamente se aprecia el liderazgo de tres entes territoriales, Bogotá, Valle del Cauca y Antioquia, los cuales concentraron el 82,76% de las solicitudes (8.143). Por su parte, Amazonas, Putumayo, Guainía, Vaupés y Vichada, no presentaron ninguna solicitud durante el período. Asimismo, solo el 99,36% de los nombres y enseñas comerciales se registraron en el período, es decir, que 0,64% de las solicitudes no cumplieron con el proceso de registro. Específicamente, Bogotá, Valle del Cauca y Antioquia concentraron el 82,70% de las marcas colectivas registradas, entre 2000 y 2016.

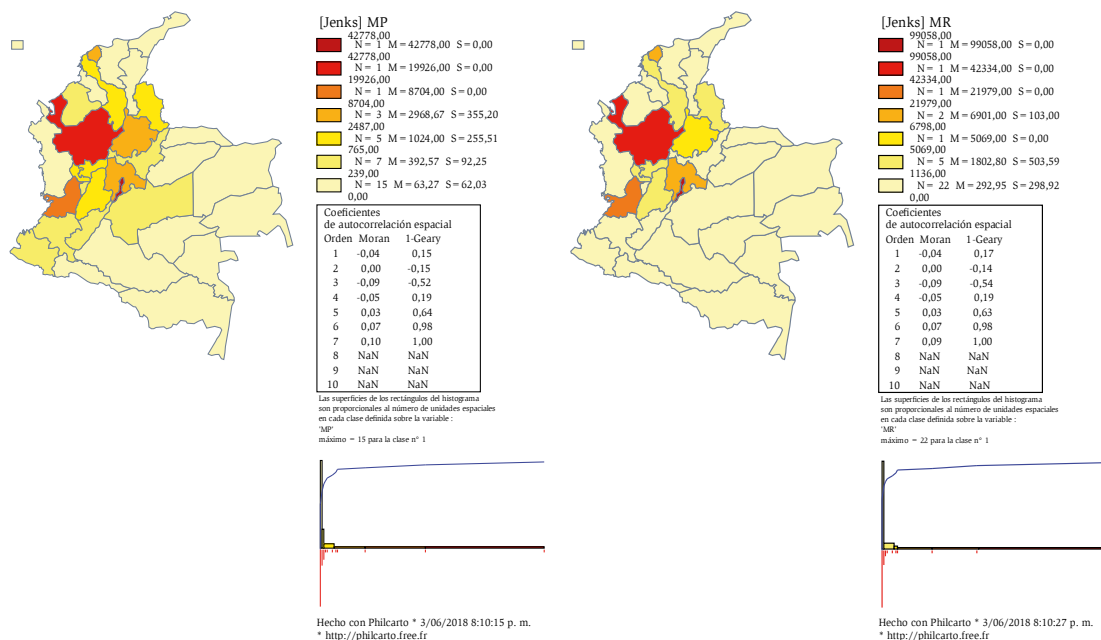
De acuerdo con los Gráficos 5, 6, 7 y 8, no existe autocorrelación espacial en ningún nivel entre 1 y 7 asociado a las variables analizadas⁹. Para todos los casos, se

9 La autocorrelación espacial significativa de grado 1, implica que el comportamiento de los vecinos de un territorio afecta el valor del atributo estudiado, si se trata de autocorrelación espacial significativa de grado 2, quiere decir que el comportamiento de los vecinos de un territorio, afecta el valor del atributo estudiado, y así sucesivamente.

trata de una distribución espacial aleatoria y las variables se distribuyen de manera independiente.

Se empleó el estadístico de 1-Geary (1-c), que es un indicador de autocorrelación local al ser más sensible a las diferencias entre zonas adyacentes, y se identificó que no hay evidencia de autocorrelación espacial de primer o segundo grado, pero sí autocorrelación espacial negativa de tercer grado. Lo anterior quiere decir que se trata de un comportamiento disperso a partir del grado tres. Se coteja que no hay evidencia estadística para indicar que las solicitudes de signos distintivos siguen un patrón espacial agrupado.

Gráfico 5. Total marcas y lemas comerciales solicitados y registrados (2000-2016)

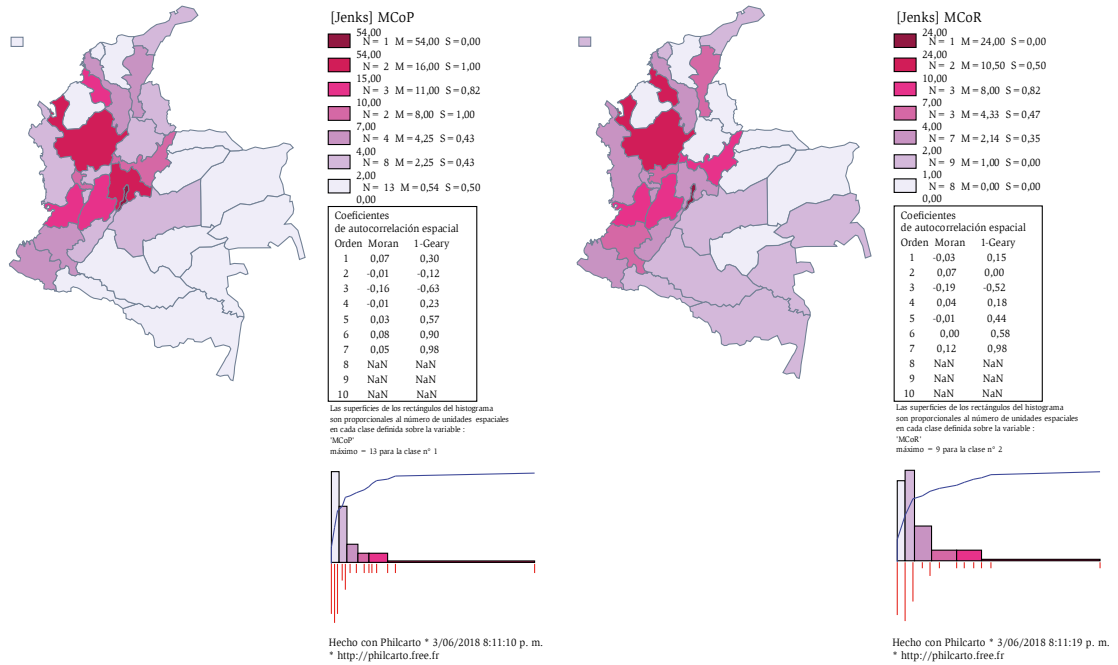


Fuente: elaboración propia usando Philcarto (Waniez, 2019).

2.2. Aglomeración espacial

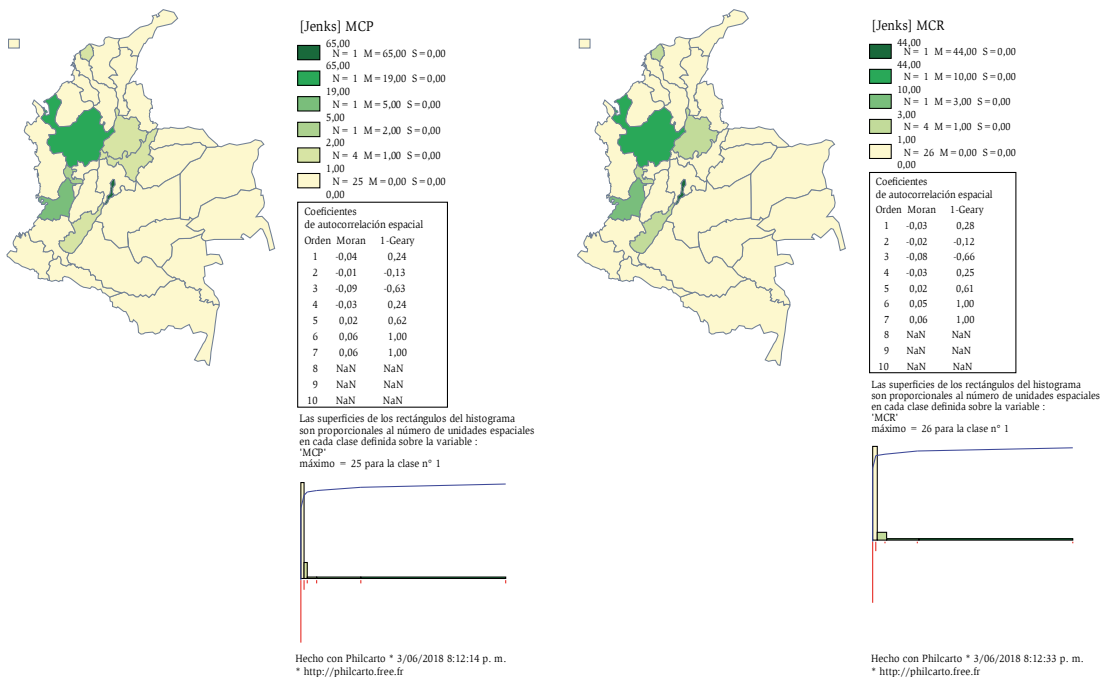
Al aplicar el análisis de conglomerados, se obtuvieron los siguientes resultados. El histograma evidencia que el número de clases significativo es de 4 para 33 unidades espaciales analizadas (departamentos), que explica el 96,78% de la inercia. En los Gráficos 9 y 10, se muestran los resultados de la agrupación de los departamentos, en seis clases diferentes significativas. Esta agrupación explica el 98,48% de la variabilidad de los datos, lo que implica un excelente nivel explicativo. El Gráfico 11 contiene la representación espacial de los departamentos y se detalla en la Tabla 2.

Gráfico 6. Total marcas colectivas solicitadas y registradas (2000-2016)



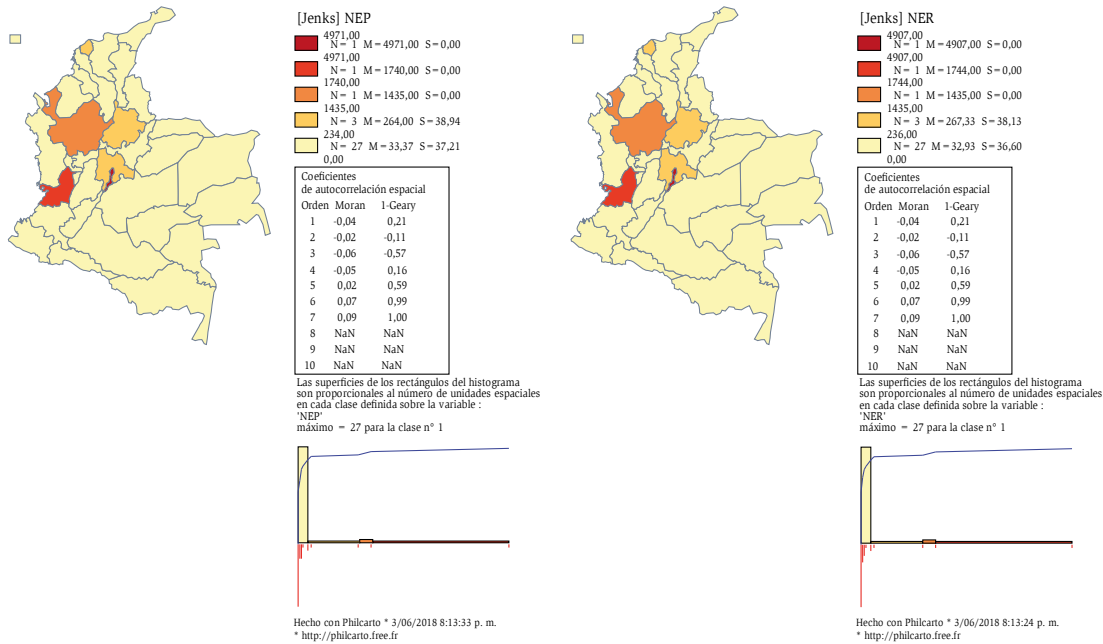
Fuente: elaboración propia usando Philcarto (Waniez, 2019).

Gráfico 7. Total marcas solicitadas y registradas (2000-2016)



Fuente: elaboración propia usando Philcarto (Waniez, 2019).

Gráfico 8. Total nombres y enseñas comerciales presentados y registrados (2000-2016)



Fuente: elaboración propia usando Philcarto (Waniez, 2019).

Gráfico 9. Salida de Philcarto

```

Philcarto

Classification ascendante hiérarchique sur un tableau de mesures (métrique euclidienne usuelle, avr
domingo, 3 de junio de 2018, 10:14:48 p. m.

1. Variables de l'analyse

V01 MP
V02 MCoP
V03 MCP
V04 NEP
V05 MR
V06 MCoR
V07 MCR
V08 NER

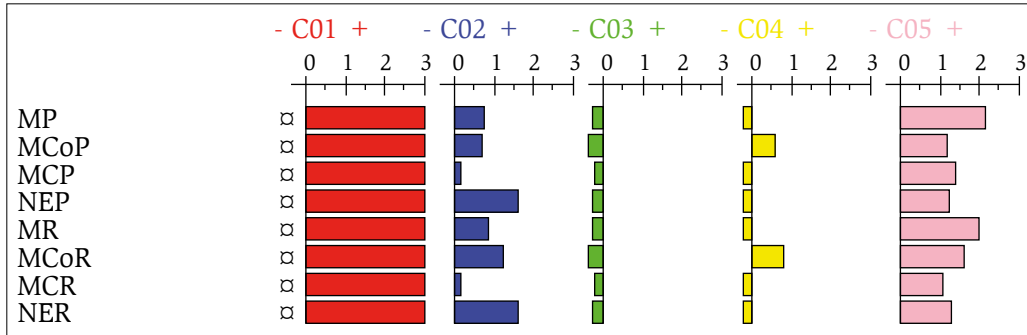
2. Indices de niveau de la hiérarchie

-----
Inertie totale = 8,000
-----
Noeud   Indice   Aîné   Benjamin   Taux   Cumul   N classes   Histogramme des taux d'inertie
65 | 6,50 | 1 | 64 | 81,22 | 81,22 | 2 | I*****
64 | 0,99 | 62 | 63 | 12,43 | 93,66 | 3 | I*****
63 | 0,25 | 61 | 60 | 3,12 | 96,78 | 4 | I*
62 | 0,09 | 23 | 14 | 1,18 | 97,95 | 5 | I
61 | 0,06 | 58 | 59 | 0,70 | 98,65 | 6 | I
60 | 0,04 | 55 | 9 | 0,53 | 99,18 | 7 | I
59 | 0,02 | 56 | 50 | 0,28 | 99,45 | 8 | I
58 | 0,01 | 54 | 57 | 0,19 | 99,64 | 9 | I
57 | 0,01 | 19 | 51 | 0,08 | 99,72 | 10 | I
56 | 0,01 | 48 | 53 | 0,08 | 99,79 | 11 | I
55 | 0,01 | 21 | 52 | 0,07 | 99,86 | 12 | I
54 | 0,00 | 7 | 47 | 0,02 | 99,89 | 13 | I
53 | 0,00 | 17 | 43 | 0,02 | 99,91 | 14 | I
52 | 0,00 | 3 | 22 | 0,02 | 99,93 | 15 | I
    
```


Paramètres des 5 classes de la partition n°4						
3.1. Nombre d'unités spatiales						
	Toutes	C01	C02	C03	C04	C05
V01 MP	33,00	1,00	1,00	26,00	4,00	1,00
V02 MCoP	33,00	1,00	1,00	26,00	4,00	1,00
V03 MCP	33,00	1,00	1,00	26,00	4,00	1,00
V04 NEP	33,00	1,00	1,00	26,00	4,00	1,00
V05 MR	33,00	1,00	1,00	26,00	4,00	1,00
V06 MCoR	33,00	1,00	1,00	26,00	4,00	1,00
V07 MCR	33,00	1,00	1,00	26,00	4,00	1,00
V08 NER	33,00	1,00	1,00	26,00	4,00	1,00
3.2. Minimums						
	Toutes	C01	C02	C03	C04	C05
V01 MP	0,00	42778,00	8704,00	0,00	108,00	19926,00
V02 MCoP	0,00	54,00	12,00	0,00	9,00	17,00
V03 MCP	0,00	65,00	5,00	0,00	0,00	19,00
V04 NEP	0,00	4971,00	1740,00	0,00	8,00	1435,00
V05 MR	0,00	99058,00	21979,00	0,00	223,00	42334,00
V06 MCoR	0,00	24,00	9,00	0,00	3,00	11,00
V07 MCR	0,00	44,00	3,00	0,00	0,00	10,00
V08 NER	0,00	4907,00	1744,00	0,00	8,00	1435,00
3.3. Maximums						
	Toutes	C01	C02	C03	C04	C05
V01 MP	42778,00	42778,00	8704,00	3333,00	3086,00	19926,00
V02 MCoP	54,00	54,00	12,00	7,00	15,00	17,00
V03 MCP	65,00	65,00	5,00	2,00	1,00	19,00
V04 NEP	4971,00	4971,00	1740,00	319,00	239,00	1435,00
V05 MR	99058,00	99058,00	21979,00	6798,00	7004,00	42334,00
V06 MCoR	24,00	24,00	9,00	5,00	10,00	11,00
V07 MCR	44,00	44,00	3,00	1,00	0,00	10,00
V08 NER	4907,00	4907,00	1744,00	321,00	245,00	1435,00
3.7. Distances aux moyennes (dans l'unité de chaque variable)						
	Toutes	C01	C02	C03	C04	C05
V01 MP	0,00	40077,06	6003,06	-2190,32	-1589,19	17225,06
V02 MCoP	0,00	48,64	6,64	-3,48	5,89	11,64
V03 MCP	0,00	62,12	2,12	-2,69	-2,63	16,12
V04 NEP	0,00	4672,85	1441,85	-246,34	-211,65	1136,85
V05 MR	0,00	93067,06	15988,06	-5020,94	-3713,44	36343,06
V06 MCoR	0,00	20,79	5,79	-1,90	3,79	7,79
V07 MCR	0,00	42,15	1,15	-1,69	-1,85	8,15
V08 NER	0,00	4610,73	1447,73	-244,54	-209,77	1138,73
3.8. Distances aux moyennes (en écart-type de chaque variable)						
	Toutes	C01	C02	C03	C04	C05
V01 MP	0,00	5,03	0,75	-0,27	-0,20	2,16
V02 MCoP	0,00	5,02	0,68	-0,36	0,61	1,20
V03 MCP	0,00	5,41	0,18	-0,23	-0,23	1,40
V04 NEP	0,00	5,15	1,59	-0,27	-0,23	1,25
V05 MR	0,00	5,09	0,87	-0,27	-0,20	1,99
V06 MCoR	0,00	4,36	1,21	-0,40	0,79	1,63
V07 MCR	0,00	5,50	0,15	-0,22	-0,24	1,06
V08 NER	0,00	5,14	1,61	-0,27	-0,23	1,27
3.9. Interprétation des distances aux moyennes						
Distances positives : '+' faible (0.5), '++' sensible (0.5 -> 1.0), '+++ nette (1.0 -> 1.5), '++++ forte (>1.5)						
Distances négatives : '-' faible (-0.5), '--' sensible (-0.5-> -1.0), '--- nette (-1.0 -> -1.5), '---- forte (< -1.5)						
	Toutes	C01	C02	C03	C04	C05
V01 MP		++++	++	-	-	++++
V02 MCoP		++++	++	-	++	+++
V03 MCP		++++	+	-	-	+++
V04 NEP		++++	++++	-	-	+++
V05 MR		++++	++	-	-	++++
V06 MCoR		++++	+++	-	++	++++
V07 MCR		++++	+	-	-	+++
V08 NER		++++	++++	-	-	+++

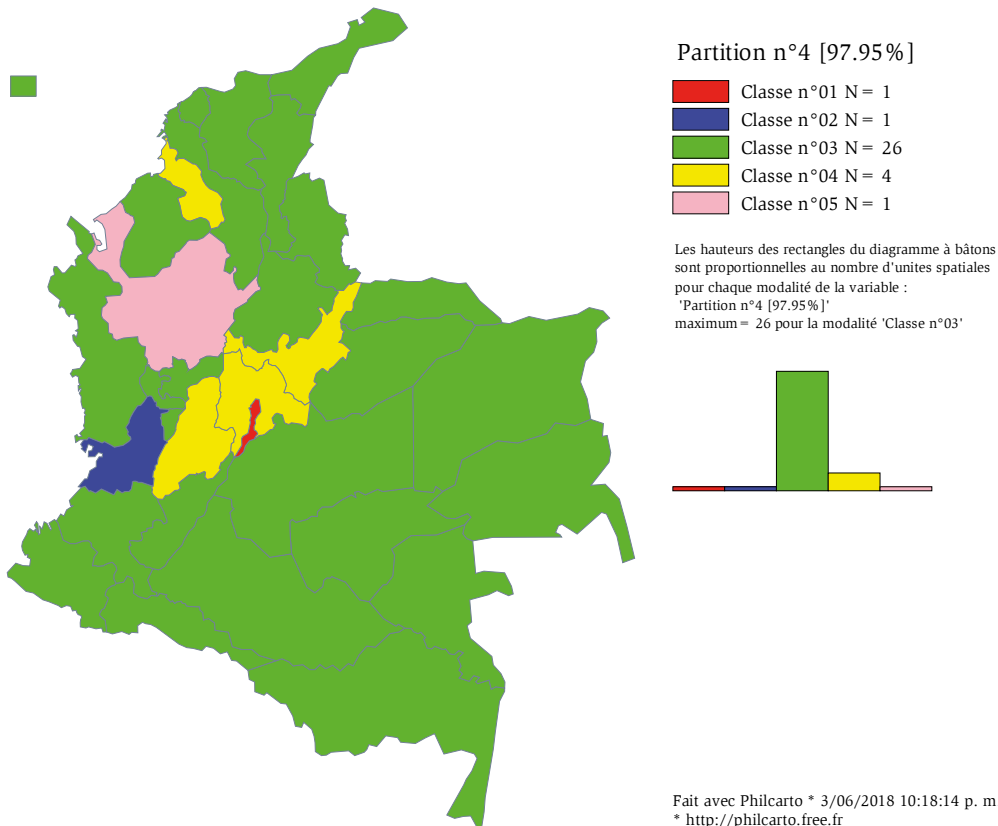
Fuente: elaboración propia usando Philcarto (Waniez, 2019).

Gráfico 10. Diagrama de distancia de la media de cada clase con respecto a la media general



Nota. Cada barra representa la distancia de la media de cada clase con respecto a la media general, es decir, al promedio nacional. Esta distancia se expresa en el número de desviaciones estándar de cada variable.
Fuente: elaboración propia usando Philcarto (Waniez, 2019).

Gráfico 11. Representación espacial de la aplicación de la clasificación ascendente jerárquica a la presentación y concesión de nuevas creaciones (2000-2016)



Fuente: elaboración propia usando Philcarto (Waniez, 2019).

Tabla 2. Comportamiento departamental a partir de la clasificación ascendente jerárquica

Clase	Color	Unidades espaciales	Característica
1	Rojo	Bogotá	En todos los casos, Bogotá presenta las cifras más elevadas en cuanto a sometimiento y registros de los diferentes tipos de marcas.
2	Azul oscuro	Valle del Cauca	Este departamento presenta sometimiento y registros de los diferentes tipos de marcas, superiores al promedio nacional, especialmente en cuanto a nombres y enseñas comerciales.
3	Verde claro	Risaralda, Caldas, Atlántico, Caquetá, Meta, Arauca, Córdoba, Chocó, Nariño, Putumayo, Cauca, Huila, Bolívar, Cesar, Magdalena, Norte de Santander, La Guajira, Casanare, Bolívar, San Andrés y Providencia, Quindío, Santander, Amazonas, Vaupés, Guaviare, Guainía, Vichada	Estos departamentos presentan un comportamiento por debajo del promedio en todos los casos de registro y presentación de marcas.
4	Amarillo	Tolima, Cundinamarca Boyacá, Sucre	Estos departamentos se encuentran por debajo del promedio, salvo en los casos de presentación de marcas colectivas, con respecto al promedio nacional.
5	Rosado	Antioquia	Tiene un comportamiento muy próximo al grupo 1 (rojo), ya que las presentaciones y registros se encuentran por encima del promedio nacional.

Fuente: elaboración propia.

3. Discusión y conclusiones

En este trabajo se estableció la distribución espacial en Colombia de la solicitud y concesión de signos distintivos entre 2000 y 2016. Para ello, se calculó la autocorrelación espacial para el acumulado de cada uno de los tipos de signos distintivos solicitados y concedidos, y un modelo de conglomerado espacial con el fin de identificar grupos de departamentos con respecto a su comportamiento en el uso del sistema de propiedad industrial en Colombia, considerando como *proxy* los registros y concesiones de signos distintivos de residentes en Colombia entre 2000 y 2016 (Zhang *et al.*, 2018).

Este capítulo ha mostrado que en Colombia no se cuenta con la cultura del registro en forma oportuna y adecuada de los signos distintivos. Asimismo, se evidenció que no hay presencia de autocorrelación espacial positiva para las ocho variables analizadas; es decir, que la distribución del uso del sistema de propiedad industrial para signos distintivos no es agrupada. A pesar de ello, sí hay evidencia de una concentración del número de registros en algunas unidades espaciales como Bogotá, Antioquia y Valle del Cauca.

En los departamentos de Amazonas, Vaupés, Guaviare, Guainía, Vichada, las antiguas intendencias, no se llevó a cabo ningún tipo de registro de nuevas creaciones entre 2000 y 2016 (Lis-Gutiérrez *et al.*, 2018), ni de signos distintivos. Este resultado podría contrastarse con los registros para el reconocimiento de derechos de autor, con el fin de establecer si ninguno de los mecanismos dispuestos por el Estado es usado por la población de dichas unidades espaciales.

Se sugiere que para futuros trabajos se realice un análisis espacial multivariado, por ejemplo, empleando una regresión ponderada geográficamente o un análisis de datos panel, para determinar el comportamiento de la innovación del registro y concesión de signos distintivos a la luz de otras variables. Igualmente, sería adecuado verificar si a nivel departamental también se presenta la dinámica internacional de que la aplicación de los derechos de propiedad intelectual aumenta las oportunidades de exportación a las economías avanzadas (Auriol *et al.*, 2019; Campi y Dueñas, 2019), pero sin efecto en el crecimiento de la productividad (Sweet y Eterovic, 2019).

Referencias

- Alimov, A. (2019). Intellectual property rights reform and the cost of corporate debt. *Journal of International Money and Finance*, 91, 195-211.
- Anderson, N., Potocnik, K., & Zhou, J. (July de 2014). Innovation and creativity in organizations: A state-of-the-science review, prospective commentary, and guiding framework. *Journal of Management*, 40(5), 1297-1333.
- Anselin, L. (1988). *Spatial econometrics: Methods and models*. Dordrecht: Kluwer Academic.

- Auriol, E., Biancini, S., & Paillacar, R. (2019). Universal intellectual property rights: Too much of a good thing? *International Journal of Industrial Organization*. <https://doi.org/10.1016/j.ijindorg.2019.01.003>.
- Barroso, A., Giarratana, M. S., & Pasquini, M. (2019). Product portfolio performance in new foreign markets: The EU trademark dual system. *Research Policy*, 48(1), 11-21.
- Borissova, V. (2018). Cultural heritage digitization and related intellectual property issues. *Journal of Cultural Heritage*, 34, 145-150.
- Campi, M., & Dueñas, M. (2019). Intellectual property rights, trade agreements, and international trade. *Research Policy*, 48(3), 531-545.
- Denicolai, S., Hagen, B., Zucchella, A., & Dudinskaya, E. C. (2018). When less family is more: Trademark acquisition, family ownership, and internationalization. *International Business Review*.
- Gallardo, J. (2015). *Métodos jerárquicos de análisis cluster*. Available at <http://www.ugr.es/~gallardo/pdf/cluster-3.pdf>.
- Geary, R. C. (1954). The contiguity ratio and statistical mapping. *The Incorporated Statistician*, 5(3), 115-145. DOI: 10.2307/2986645, JSTOR 2986645.
- Jenks, G. F. (1963). Generalization in statistical mapping. *Annals of the Association of American Geographers*, 53(1), 15-26.
- Khan, F. (2012). An initial seed selection algorithm for k-means clustering of georeferenced data to improve replicability of cluster assignments for mapping application. *Applied Soft Computing*, 12(11), 3698-3700. Disponible en <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1604/1604.04893.pdf>.
- Langrand, C., & Pinzón, L. M. (2009). *Análisis de datos*. Bogotá: Escuela Colombiana de Ingeniería.
- Lis-Gutiérrez, J. P., Lis-Gutiérrez, M., Gaitán-Angulo, M., Balaguera, M. I., Vilorio, A., Santander-Abril, J. E. (2018). Use of the industrial property system for new creations in Colombia: A departmental analysis (2000-2016). In Tan, Y., Shi, Y., & Tang, Q. (Eds.). *Data mining and big data. DMBD 2018. Lecture notes in computer science*, vol. 10943. Cham: Springer.

- Magnani, M., Guttorm, A., & Magnani, N. (2018). Three-dimensional, community-based heritage management of indigenous museum collections: Archaeological ethnography, revitalization and repatriation at the Sámi Museum Siida. *Journal of Cultural Heritage*, 31, 162-169.
- Miric, M., Boudreau, K. J., & Jeppesen, L. B. (2019). Protecting their digital assets: The use of formal & informal appropriability strategies by App developers. *Research Policy*. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0048733319300204>.
- Moran, P. A. P. (1948). The interpretation of statistical maps. *Journal of the Royal Statistical Society B*, 10, 243-251.
- North, M. A. (2009). A method for implementing a statistically significant number of data classes in the Jenks algorithm. In *Sixth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery* (pp. 35-38). IEEE. Disponible en <https://ieeexplore.ieee.org/document/5358673/>.
- Organización Mundial de la Propiedad Intelectual. (2010). *¿Qué es la propiedad Intelectual?* Ginebra: OMPI. Available at http://www.wipo.int/edocs/pubdocs/es/intproperty/450/wipo_pub_450.pdf.
- Organización Mundial de la Propiedad Intelectual y Superintendencia de Industria y Comercio. (2017). *Reporte sobre la información en materia de propiedad intelectual en Colombia*. Bogotá: SIC. Available at http://www.sic.gov.co/sites/default/files/files/Proteccion_Compentencia/Estudios_Economicos/Documentos_elaborados_Grupo_Estudios_Economicos/Reporte-informacion-en-materia-de-Propiedad-Intelectual-en-Colombia.pdf.
- Organización Mundial de la Propiedad Intelectual. (2018). *World intellectual property indicators*. Ginebra: OMPI. Disponible en https://www.wipo.int/edocs/pubdocs/es/wipo_pub_943_2018.pdf.
- Organización Mundial de la Propiedad Intelectual. (2019). *Datos y cifras de la OMPI sobre PI*, edición de 2018. Ginebra: OMPI. Disponible en https://www.wipo.int/edocs/pubdocs/es/wipo_pub_943_2018.pdf.
- Papageorgiadis, N., & McDonald, F. (2019). Defining and measuring the institutional context of national intellectual property systems in a post-trips world. *Journal of International Management*, 25(1), 3-18.

- Prada González, E., Lis-Gutiérrez, J.P., & Aponte López, A.C. (2018). Mínimos cuadrados ordinarios geográficos aplicados a los registros de marcas en Colombia (2017). En JP Lis-Gutiérrez, C. Henao & L.E. Malagón. *Técnicas de análisis cuantitativo aplicadas a las ciencias contables y económicas* (pp. 102-128). Villavicencio: Unimeta.
- Superintendencia de Industria y Comercio. (2017). *Estadísticas* [base de datos]. Bogotá: SIC. Available at <http://www.sic.gov.co/estadisticas-propiedad-industrial>.
- Superintendencia de Industria y Comercio. (2018). *Estadísticas PI* [base de datos]. Disponible en <http://www.sic.gov.co/estadisticas-propiedad-industrial>.
- Superintendencia de Industria y Comercio (2019). Glosario Institucional. Bogotá: SIC. Disponible en <http://www.sic.gov.co/glosario-institucional>
- Smith, M., Goodchild, M., & Longley, P. (2015). *Univariate classification schemes in geospatial analysis*. Available at http://www.spatialanalysisonline.com/HTML/index.html?classification_and_clustering.htm.
- Sweet, C., & Eterovic, D. (2019). Do patent rights matter? 40 years of innovation, complexity and productivity. *World Development*, 115, 78-93.
- Teixeira, A. A., & Ferreira, C. (2018). Intellectual property rights and the competitiveness of academic spin-offs. *Journal of Innovation & Knowledge*. DOI: 10.1016/j.jik.2018.12.002.
- Unwin, D. J. (1996). GIS, spatial analysis and spatial statistics. *Progress in Human Geography*, 20(4), 540-551. Disponible en <http://www.tara.tcd.ie/bitstream/handle/2262/64723/27%20jan%201998%20unwin.pdf?sequence=1&isAllowed=y>.
- Waniez, P. (2019). *Philcarto* [software]. Available at <http://philcarto.free.fr>.
- Zhang, D., Zheng, W., & Ning, L. (2018). Does innovation facilitate firm survival? Evidence from Chinese high-tech firms. *Economic Modelling*, 75, 458-468.

