

SELECCIÓN DE MÉTRICAS DE CONFIGURACIÓN ESPACIAL PARA LA REGIONALIZACIÓN DE UN TERRITORIO ANTROPIZADO

S. D. MATTEUCCI¹ y M. SILVA²

¹Investigadora de CONICET, Grupo de Ecología del Paisaje y Medio Ambiente, Facultad de Arquitectura, Diseño y Urbanismo, Universidad de Buenos Aires, Argentina

smatt@gepama.com.ar

²Becaria de Doctorado, Grupo de Ecología del Paisaje y Medio Ambiente, Facultad de Arquitectura, Diseño y Urbanismo, Universidad de Buenos Aires, Argentina

marianasilva23@yahoo.com

RESUMEN

Los paisajes humanizados tienden a poseer elementos de formas más simples, bordes rectos y tamaños más homogéneos que los naturales y es posible diferenciarlos por su patrón espacial, el cual se cuantifica con índices de paisaje. El uso de estas métricas se ha popularizado, aunque existe bastante polémica con respecto a su significado ecológico, aplicabilidad, redundancia y sensibilidad. El descarte de unas u otras métricas con el argumento de la redundancia no es adecuado porque todas difieren en su sensibilidad a variables independientes. Se presenta un método que combina la tecnología SIG con el análisis multivariado para seleccionar las métricas según su capacidad de discriminación y generar un modelo predictivo para la clasificación de casos nuevos. El análisis discriminante redujo la cantidad de índices de 48 a 14. El modelo obtenido tiene un error medio de clasificación de 18%. Se discuten las aplicaciones y limitaciones de los índices de paisaje y del método discriminante

Palabras clave: índices de paisaje, métricas de configuración espacial, análisis discriminante, NDVI, Provincia de Buenos Aires

ABSTRACT

Cultural landscapes tend to have simpler forms, straighter edges and less variability in patch size than natural landscapes, thus it is possible to differentiate them throughout the study of pattern, which is quantified by the landscape indices. The landscape metrics have gained popularity, yet there is much dispute about their ecological meaning, applicability, redundancy and sensitivity. Discarding indices on the basis of redundancy is improper due to the differences in their sensitivity to independent variables. We present a method combining GIS technology and multivariate analysis to select landscape metrics according to their discriminating ability, and to generate a predictive model for classifying new cases. The amount of indices was reduced from 48 to 14 by the

discriminant analysis. The resulting model has an average classification error of 18%. The scope of applications and limitations of both the metrics and the discriminant model are discussed.

Keywords: landscape indices, landscape pattern metrics, discriminant analysis, NDVI, Buenos Aires Province.

1. Introducción

Los territorios cuya configuración espacial es modificada por las actividades humanas tienen elementos de formas más simples, bordes rectos y tamaños más homogéneos. Por lo tanto, debería ser posible diferenciar las unidades territoriales y los paisajes naturales de los humanizados mediante el estudio del patrón espacial del mosaico. En el estudio de áreas extensas mediante procesamiento de imágenes satelitales, el contenido de las unidades territoriales no es suficiente para describir un área heterogénea en cuanto al grado de ocupación humana, ya que los elementos de vegetación natural se confunden con los de cultivos en su período activo. Sin embargo, es posible distinguirlos por la forma, el tamaño, el tipo de borde y la relación con polígonos de otras categorías. Estas variables se resumen en los llamados índices de paisaje o métricas de configuración espacial, que permiten cuantificar las relaciones espaciales de y entre los elementos del mosaico (polígonos del mapa) de modo que una larga descripción verbal puede reemplazarse por un conjunto de valores numéricos sintéticos (Matteucci, 1998 y 2004).

Existen unas cuantas decenas de índices, desarrollados en su mayoría para el estudio de la fragmentación de los sistemas naturales y sus consecuencias sobre procesos ecológicos, como la productividad de los ecosistemas, los ciclos biogeoquímicos, la dinámica poblacional que afecta a la biodiversidad y otras propiedades y servicios de los sistemas naturales. Recientemente se ha comenzado a aplicarlos a sistemas humanizados, es decir, a aquellos convertidos parcial o totalmente a actividades productivas, como ganadería, forestación, agricultura, urbanización, desde que los investigadores reconocen que los sistemas humanizados, especialmente los bordes de las ciudades y otras fronteras, son complejos y no pueden analizarse exclusivamente desde el punto de vista ecológico natural ni socioeconómico ni cultural, sino que las perspectivas ecológica, socioeconómica y cultural deben combinarse para obtener respuestas válidas a los problemas ambientales (Pickett *et al.*, 2001; Alberti *et al.*, 2003; Jobin *et al.*, 2003). Entre las formas de integración de los subsistemas natural y antrópico se encuentran modelos de respuesta de las variables naturales a las sociales o viceversa (Alberti y Marzluff, 2004), y algunas aprovechan la posibilidad de obtener variables ecológicas numéricas de estructura espacial mediante las métricas (Lovett-Doust *et al.*, 2003; Silva, 2003).

No existe acuerdo respecto de cuáles de las medidas de configuración reflejan mejor las funciones o procesos, ni si realmente las reflejan (Tischendorf, 2001). Tampoco existe acuerdo acerca de cuáles describen mejor un paisaje ni si tiene sentido la descripción pura (Li y Wu, 2004). Se ha informado que muchos de los índices están correlacionados entre sí y por lo tanto son redundantes y que son dependientes de la escala de maneras muchas veces impredecibles (Baldwin *et al.*, 2004; Wu *et al.*, 2002; Wu, 2004)

En este trabajo metodológico se describe una estrategia para caracterizar y clasificar un territorio heterogéneo y extenso. Es parte de un proyecto más amplio¹ cuyo objetivo es hallar modelos de asociación entre el patrón espacial y los procesos naturales y sociales en un territorio ocupado desde hace más de 200 años. Se ubica en la eco-región pampeana ([Figura 1](#)), comprende las sub-regiones pampa ondulada y borde marítimo de la pampa deprimida, Argentina. Es un territorio agrícola y ganadero, asiento del núcleo maicero, de la pampa triguera (Morello y Solbrig, 1997) y actualmente convertido en la pampa sojera. El paisaje y los ecosistemas de pastizales naturales y bosques costeros han sido modificados drásticamente por los cambios de usos del suelo a lo largo de los dos siglos. A partir de la década de 1970, y con un salto cuantitativo importante en la de 1990, el "hinterland" rural de la ciudad capital y de otras ciudades importantes está siendo transformado por el avance de la frontera urbana (Morello et al, 2003). El proyecto más amplio tiene como objetivo específico encontrar tendencias y umbrales de respuesta, a través del análisis de asociaciones entre variables ecológicas y variables sociales en un espacio multitemporal, para contribuir a una planificación de los cambios de usos del suelo que apunten a lograr el reequilibrio regional, eliminando conflictos entre la agricultura y la concentración urbana y entre ellas y la conservación de servicios ecológicos.

El primer paso fue, por lo tanto, desarrollar una estrategia para describir la configuración espacial del área de estudio. El segundo fue hallar una estrategia para simplificar las clasificaciones futuras de las unidades jurisdiccionales políticas de menor jerarquía (fracciones censales) en cuanto a la cubierta del suelo. Esta necesidad surge del hecho de que las variables sociales se expresan por fracción censal y no por tipo de cubierta o uso del suelo, lo cual nos obliga a caracterizar cada fracción censal en términos ecológicos para poder asociar las variables ecológicas con las socioeconómicas. Lo inverso, caracterizar socioeconómicamente las unidades de cubierta del suelo, que es lo deseable, es imposible por la naturaleza de los sistemas de captura de datos.

2. Métodos

La metodología comprende varias etapas ([Figura 2](#)). 1) El área de estudio (9.800.000 ha) fue subdividida en 5 sistemas (8 grandes polígonos y pequeñas áreas urbanas) por interpretación visual y cualitativa de las imágenes satelitales y en base a la experiencia adquirida en el terreno; 2) dentro de cada sistema se realizó una clasificación automática de la cubierta vegetal en tres clases sobre la base del NDVI; 3) la configuración espacial de estas tres clases en cada sistema fue descrita mediante métricas calculadas en unidades muestrales obtenidas de los mapas raster de NDVI; 4) mediante análisis estadístico univariado (ANOVA y prueba de medias) se evalúa la diferencia entre sistemas sobre la base de cada una de las métricas y aquellas que diferencian los sistemas se incluyen en el análisis posterior; 5) se realiza un análisis discriminante para seleccionar el conjunto de variables que mejor discrimina entre sistemas y se obtiene un modelo predictivo para clasificar casos nuevos sobre la base de las variables seleccionadas; 6) el modelo discriminante se valida con unidades muestrales independientes y se calcula el error del mismo.

2.1. Construcción del mapa de sistemas

A partir de las 9 imágenes satelitales *Landsat 7 ETM*² que cubren el área de estudio, se subdividió el territorio en unidades relativamente homogéneas en cuanto tamaño, forma,

emplazamiento, disposición y asociación de los elementos del mosaico. Para esto, previamente se georreferenciaron las imágenes en el sistema Posgar 94, se construyó un mosaico y éste se recortó usando como base las capas temáticas del SIG-250 provistas por el Instituto Geográfico Militar (IGM)³.

La subdivisión se hizo por digitalización manual en pantalla, en *ArcView 3.2*, con apoyo en la información contenida en la capas temáticas del IGM. Se usó como fondo las imágenes AVR compuestas natural (bandas 1,2,3) y falso color (bandas 3,4,5).

El mapa vectorial resultante ([figura 3](#)) representa una primera subdivisión del territorio en grandes polígonos; equivalente a una estratificación estadística. En cada sistema predomina un uso del suelo particular, lo cual obedece a las características topográficas y tipos de suelo en el escenario económico y tecnológico del presente (Morello *et al.*, 2001). Los sistemas son: 1) agrícola; 2) ganadero; 3) inundable; 4) natural-seminatural; 5) urbano-Industrial. Corresponden a un gradiente de transformación creciente en la secuencia: natural, ganadero, inundable, agrícola, urbano. El sistema 3, inundable, comprende las áreas de topografía más baja, incluye las planicies de inundación de ríos y arroyos, tiene muchas lagunas pequeñas temporarias, no es natural porque en él se practican marginalmente agricultura y ganadería, pero los campos aparecen en la imagen barridos por el agua. El sistema 5, urbano-industrial, comprende las áreas impermeabilizadas por la construcción y por grandes obras de ingeniería. El sistema 4 se ubica en las zonas costeras del delta y marítima, donde aún persisten ecosistemas de humedales y bosques de albardón. A una escala de mayor detalle quedan muchos parches naturales no perceptibles a la escala de trabajo de la subdivisión en sistemas.

2.2. Construcción del mapa categórico de NDVI

Cada uno de los sistemas se subdividió en unidades territoriales (o elementos del mosaico) sobre la base del NDVI (índice de vegetación normalizado diferencial). Se eligió este índice como criterio de clasificación porque el objetivo era identificar la configuración espacial, y nuestro interés es segregar las áreas naturales y seminaturales de las artificiales. El NDVI se calcula con la ecuación $(\text{banda } 4 - \text{banda } 3) / (\text{banda } 4 + \text{banda } 3)$. La banda 3 corresponde al rojo visible y presenta baja reflectividad para la vegetación y la banda 4, infrarrojo cercano, es de alta reflectividad para la vegetación. El índice varía entre 1 y -1; los valores negativos indican ausencia de actividad fotosintética. La ecuación se aplica a cada píxel y se obtiene una imagen de NDVI de números digitales continuos.

La imagen NDVI se clasificó en 6 categorías y luego se reclasificó en 3: sin vegetación (urbano, infraestructura impermeabilizante, masas de agua); vegetación baja abierta (pastizales y cultivos) y vegetación densa (cultivos activos y bosques). La reclasificación permitió homogeneizar las diferencias entre imágenes en los valores de radiación, ya que eran todas del mismo verano pero no del mismo día. Para eliminar los píxeles aislados se realizó una agregación de píxeles por un factor 4, que resultó en una resolución de 99,36 m de lado por píxel.

2.3. Obtención de la muestra y cálculo de las medidas de configuración

Mateucci, S. D. y Silva, M. (2005): "Selección de métricas de configuración espacial para la regionalización de un territorio antropizado", *GeoFocus (Artículos)*, nº 5, p. 180-202. ISSN: 1578-5157

Mediante la función *MakeHex* de *Patch Analyst*⁴ (Rempel *et al.*, 1998) se distribuyeron unidades muestrales hexagonales, de 10.000 ha cada una, en cada sistema en una cantidad proporcional a su extensión y considerando su heterogeneidad interna: 39 UM en el sistema agrícola; 35 en el ganadero; 25 en el inundable; 14 en el natural y 6 en el urbano. La superficie muestreada varió entre 10 y 25% del total de cada sistema.

La forma hexagonal tiene la virtud de minimizar la relación perímetro/área sin dejar espacios sin cubrir, como ocurriría con un círculo. Se eligió este tamaño de unidad muestral porque es la mínima unidad en que se representa el patrón del sistema. Previamente se hizo una prueba con unidades de tamaño creciente y análisis de varianza de algunas métricas para determinar la significación estadística de las diferencias entre tamaños.

Se tuvo especial cuidado de que cada unidad muestral estuviera separada de las vecinas por al menos 1 hexágono, para evitar errores por autocorrelación espacial y garantizar así el requisito de independencia entre las observaciones.

El cálculo de las métricas de configuración se hizo para cada hexágono con el módulo *Patch Analyst*. Se calcularon 19 índices al nivel de mosaico: cantidad de parches (equivalente a polígonos en el mapa); densidad de parches; tres estadísticos del tamaño de parches (media; coeficiente de variación y desviación estándar); longitud total de borde; densidad de borde; media del índice de forma de los parches; media del índice de forma ponderado por el área de los parches; media de la dimensión fractal de los parches; media de la dimensión fractal ponderada por el área; índice de entremezclado; índice de diversidad de Shannon; índice de parche máximo; índice de forma del paisaje; índice de equidad de Shannon; índice de diversidad de Simpson modificado; índice de equidad de Simpson e índice de equidad de Simpson modificados. Al nivel de clase se calcularon 12 índices para cada una de las tres clases de cubierta (36 métricas): extensión de la clase (categoría de cubierta), densidad de parches; tres estadísticos del tamaño parches (media; coeficiente de variación y desviación estándar); densidad de bordes; media del índice de forma; media del índice de forma ponderado por el área; media de la dimensión fractal; media de la dimensión fractal ponderada por el área; media de la distancia al vecino más cercano y media del índice de aislamiento. Las ecuaciones, valores extremos y significado de cada índice pueden encontrarse en el manual del programa *FRAGSTATS* (MacGarigal *et al.*, 2002).

2.4. Análisis estadístico univariado

Cada una de las dos series de medidas de configuración (mosaico y clase) se sometieron a análisis de varianza univariado y prueba HSD de Tukey para número desigual de unidades muestrales. Se descartaron las variables (métricas) cuyo F no resultó significativo con $p < 0,05$; esto es, aquellas que no tienen capacidad de diferenciar los sistemas.

Las variables restantes permitieron corroborar la regionalización subjetiva de los sistemas, ya que en todos los análisis de varianza se encontraron diferencias significativas entre ellos. Las pruebas de Tukey mostraron que ninguna variable discriminó los 5 sistemas entre sí; por lo tanto, se requieren grupos de variables para la identificación precisa de cada uno de ellos.

2.5. Análisis multivariado

Las variables elegidas en el paso anterior fueron sometidas a un análisis multivariado discriminante, el cual se emplea con dos propósitos básicos: 1) para seleccionar las variables con mayor capacidad discriminante para asignar los casos a los grupos definidos *a priori*; y 2) para generar un modelo discriminante predictivo para clasificar casos nuevos; para lo cual se calculan las funciones de clasificación. En nuestro caso se trata de seleccionar las métricas que tienen mayor peso en las funciones discriminantes para clasificar las unidades muestrales en los sistemas delimitados subjetivamente. El análisis discriminante se aplica a dos conjuntos de variables: las dependientes, que son nominales, y las independientes que deben ser numéricas. En nuestro caso, los sistemas son las variables dependientes y las métricas son las independientes. El análisis maximiza las diferencias entre grupos en un espacio bi- o multidimensional, cuyos ejes son las funciones discriminantes que conforman el modelo. El mejor modelo es el que produce el menor error de clasificación; esto es, el que tiene menor cantidad de casos mal asignados a los grupos definidos *a priori*.

Se usó el método estándar, en el cual todas las variables seleccionadas entran en el modelo. Luego se eliminan aquellas que tienen menor peso en cada función discriminante.

2.6. Validación del modelo

El modelo discriminante se validó con un conjunto de unidades muestrales (UM) independiente de aquel usado para la obtención de las funciones. Con el mismo procedimiento descrito más arriba se obtuvieron 10 UM hexagonales en cada uno de los 4 sistemas más extensos y 5 en el sistema urbano-industrial (45 UM en total). En cada una de ellas se calcularon las 14 métricas seleccionadas en el paso anterior. Mediante la función de clasificación se calcularon los valores discriminantes para cada UM en cada eje.

La asignación de los casos a los grupos se basa en la distancia de Mahalanobis (DM), que representa la distancia entre dos puntos en un espacio multidimensional en el cual no necesariamente hay independencia entre las variables (si las variables son independientes y, por lo tanto, los ejes son ortogonales, la DM es igual a la distancia euclidiana). Cada caso (UM) se asignó

a aquel grupo con el cual la DM entre la UM y el centroide del grupo ([Tabla 3d](#)) es menor. A partir de la DM se calcula la probabilidad de pertenencia a cada grupo (llamada probabilidad posterior), la cual es proporcional a la DM entre el caso a clasificar y el centroide del grupo. Los cálculos de la distancia de Mahalanobis y de las probabilidades posteriores se hicieron con el programa *Statistica*. La exactitud predictiva del modelo se expresa en proporción de casos bien clasificados.

3. Resultados

3.1. Resultado del análisis univariado

Los 19 índices calculados al nivel de mosaico tienen poder de discriminación (el ANOVA da diferencias significativas entre sistemas para todos los índices), pero ninguno separa los 5 sistemas entre sí. Por ejemplo, el sistema 3 (inundable) es el que tiene mayor densidad de parches y este valor es significativamente diferente del de los sistemas 1, 2 y 4 ([Tabla 1](#)). El valor menor de densidad de parches corresponde al sistema natural y este valor es significativamente diferente del de los sistemas 2 y 3. El tamaño medio de los parches tiene el valor más alto (42,7 ha) en el sistema 4 (natural) y el menor (22,7 ha) en el sistema 3. Los demás sistemas (1: agrícola; 2: ganadero y 5: urbano) tienen valores no significativamente diferentes de tamaño promedio de parche (30,6; 29,5 y 30,1 ha). El coeficiente de variación del tamaño de los parches sólo separa al sistema 1, que tiene el valor inferior. El índice de parche máximo separa los sistemas 1 y 3, con los valores mínimos, de los sistemas 2 y 4. El valor máximo corresponde al sistema 4.

Las medidas de diversidad: índices de diversidad de Shannon y de Simpson; índices de equidad de Shannon y de Simpson e índices de diversidad y de equidad de Simpson modificados dan iguales resultados. Con cualquiera de ellos, el valor máximo corresponde al sistema 1 y el mínimo al 4. Todos ellos separan los sistemas 1 y 3 de los sistemas 4 y 5. En los análisis subsiguientes sólo se emplea el índice de equidad de Shannon, porque en todas las unidades muestrales hay 3 clases de cubierta, de modo que las diferencias en la diversidad se deben a diferencias en las proporciones de cada clase (distribución de los parches entre las clases) y no a la cantidad de clases o riqueza.

Una situación similar se produce con las medidas de configuración de las clases en cuanto a que ninguna de ellas separa significativamente los 5 sistemas ([Tabla 2](#)).

A partir de las tablas 1 y 2 es posible describir cada sistema en términos de su configuración interna. Las métricas muestran que la interpretación visual de las imágenes fue correcta ya que el patrón espacial del mosaico y la configuración de sus elementos se expresan de acuerdo a lo esperado en ellas. Algunas de las predicciones se cumplen; por ejemplo, el coeficiente de variación del tamaño de parches es mínimo en el sistema agrícola, indicando una relativa homogeneidad en el tamaño de los parches. En cambio, los sistemas ganadero e inundable tienen valores medios del coeficiente de variación del tamaño de los parches, y el sistema natural es el de valor máximo de esta métrica indicando heterogeneidad decreciente con el incremento de la intensidad de uso del suelo.

3.2. Resultado del análisis multivariado discriminante

El análisis multivariado discriminante redujo la cantidad de métricas de configuración espacial de 48 iniciales a 14 ([Tabla 3b](#)). Cinco describen el patrón al nivel del paisaje: media del tamaño de parches del mosaico; desviación estándar del tamaño de parches del mosaico; índice de parche máximo en el mosaico; índice de forma del mosaico; porcentaje de cubierta de la vegetación baja abierta. Entre las que describen el mosaico al nivel de las clases, dos se refieren al tamaño de parches (desviación estándar del tamaño de parches de suelo desnudo; desviación estándar del tamaño de parches de vegetación baja abierta); tres se refieren a los bordes (densidad de borde de los suelos desnudos; densidad de borde de la vegetación baja abierta y densidad de bordes de la vegetación densa; tres evalúan las relaciones entre parches (índice de proximidad de los parches de suelo desnudo; índice de proximidad de los parches de vegetación baja abierta; índice de proximidad de los parches de vegetación densa) y una las formas (media de la dimensión fractal de los parches de vegetación densa). Las variables cubren los aspectos más importantes de la configuración espacial: fragmentación (MPS; LPI), heterogeneidad de tamaños (PSSD), formas de parches (LPI) cantidad y estructura de bordes (MPF, ED) y conectividad estructural (MPI).

Con esta combinación de variables, la tabla de clasificación cruzada muestra que el error de clasificación es cero ([Tabla 3e](#)); es decir, no hay ninguna unidad muestral mal asignada. Se requieren 4 ejes (4 funciones discriminantes) para explicar el 100% de la variación ([Tabla 3a](#)). El lambda de Wilks para el modelo es de 0.00978 ($F=16.126$, $p<0.0000$), indicando una muy buena discriminación entre grupos, ya que los valores de este parámetro estadístico varían desde 0 (discriminación perfecta) hasta 1 (sin discriminación).

La representación de las unidades muestrales multivariadas en los ejes canónicos muestra que el primer par de ejes separa los sistemas 1, 2 y 3 en los vértices de un triángulo imaginario y el 4 en el centro, en una posición intermedia entre los 3 primeros ([Figura 4](#)). El par de ejes canónicos 1 y 4 separa el sistema 5 de los demás ([Figura 5](#)). Las elipses de confianza (región de confianza para el centroide de cada nube de unidades muestrales), que se calcularon para $p<0.05$, muestran la gran variabilidad del sistema 5, en parte por la baja cantidad de unidades muestrales. Los sistemas 1, 2 y 3 son los de menor variabilidad.

La tabla de datos estandarizados ([Tabla 3c](#)) muestra que la variable de mayor peso en las 4 funciones discriminantes es el índice de forma del mosaico; le siguen la desviación estándar del tamaño de parches del mosaico, en el eje 1, la densidad de bordes de los parches de vegetación densa y de vegetación baja abierta en los ejes 2, 3 y 4. Sin embargo, las 14 variables forman parte del modelo discriminante y son necesarias para la clasificación de casos nuevos.

3.3. Validación del modelo

Mateucci, S. D. y Silva, M. (2005): "Selección de métricas de configuración espacial para la regionalización de un territorio antropizado", *GeoFocus (Artículos)*, nº 5, p. 180-202. ISSN: 1578-5157

El 82% de las unidades muestrales fue asignado correctamente con probabilidades muy altas (96% en promedio, entre 70 y 100%) (Tabla 4). Sólo 8 UM fueron asignadas a un grupo al cual no pertenecían con un 85% de probabilidad en promedio (entre 57 y 100%).

Las UM del sistema 1 fueron asignadas correctamente en el 70% de los casos; las del sistema 2 en el 100%, las del sistema 3 en el 90% y las del 4 en un 80% de los casos. Las unidades muestrales del sistema 5 fueron las que mostraron mayor nivel de asignaciones incorrectas, con sólo 60% de aciertos. El sistema 5, por ser de poca extensión sólo aportó 6 unidades muestrales para el modelo de discriminación y 5 para la validación.

Las tres unidades muestrales del sistema 1 incorrectamente asignadas fueron clasificadas como pertenecientes al sistema 5 con probabilidades posteriores entre 85 y 100% (Tabla 4). La UM del sistema 3 mal asignada fue incluida en el sistema 2 con probabilidad posterior de 85%. Las dos UM del sistema 4 mal asignadas, fueron clasificadas en el sistema 1 con probabilidades posteriores de 92 y 57%. Las dos UM mal asignadas del sistema 5 fueron incluidas en el sistema 1 con probabilidades de 98 y 70%.

4. Discusión

Las métricas de configuración del paisaje han surgido de la necesidad de cuantificar las propiedades de un territorio que afectan a los procesos biológicos y sociales de dispersión y ocupación del espacio, tales como fragmentación de hábitats de vida silvestre; reducción de la cantidad y calidad de hábitat natural; conectividad estructural y funcional; o propiedades estructurales y funcionales de los bordes. Desde la década de 1980, cuando la ecología del paisaje comenzó a popularizarse y adoptarse por ecólogos y planificadores, se vienen generando nuevos índices o métricas. Los índices han sido empleados con el propósito de encontrar las asociaciones ente patrón y procesos, para evaluar los cambios de cubierta y uso del suelo y para describir y comparar territorios.

Existen críticas al uso de las métricas; Li y Wu (2004) presentan una lúcida discusión en la cual describen 4 razones por las cuales el uso de las métricas resulta cuando menos dudoso. Sin embargo, ellos señalan que "el análisis del patrón espacial es de valor limitado si no se usa para explicar los cambios estructurales del paisaje y predecir la manera en que influyen en los procesos ecológicos", con lo cual desmerecen la importancia de la taxonomía. Personalmente creemos que, al igual que en todo trabajo científico, lo importante es la coherencia entre lo que se pretende obtener y el método que se emplea para lograr el resultado. Nosotros no presuponemos ninguna asociación entre la estructura y los procesos que la causaron en esta aplicación metodológica.

Aún en el caso de estudios que tratan de hallar relaciones causales entre el patrón y los procesos subyacentes, muchos de los trabajos se basan en cálculos de correlaciones entre variables de estructura y las variables funcionales ecológicas o sociales; sin embargo, no siempre las correlaciones implican relaciones causales. En nuestro trabajo posterior, hemos considerado que las asociaciones surgidas de la comparación de patrones estructurales y funcionales son exploratorias y sirven para generar hipótesis acerca de las relaciones causales, las cuales deben investigarse con datos independientes. Un ejemplo de este enfoque es el trabajo de Bürgi y Turner (2002), quienes

Mateucci, S. D. y Silva, M. (2005): "Selección de métricas de configuración espacial para la regionalización de un territorio antropizado", *GeoFocus (Artículos)*, nº 5, p. 180-202. ISSN: 1578-5157

en un estudio de cambios de cubierta a lo largo del río Wisconsin, USA, definieron procesos principales de cambio de uso del suelo (por ej.: abandono de granjas) para explicar las transiciones de cubierta detectadas (por ej.: cambio de agricultura a bosques); luego se formularon hipótesis acerca de las condiciones que harían que los procesos definidos fueran una causa factible del cambio observado. La verificación de las hipótesis se realizó con información independiente acerca de características edáficas, densidad de población y estatus económico de las granjas.

La crítica con respecto a la redundancia de los índices es muy válida. Es cierto que la mayoría de ellos tiene un alto grado de correlación estadísticamente significativa, lo cual es lógico ya que muchos de ellos se calculan a partir de un par de variables: longitud del perímetro y superficie de cada polígono del mapa; y otros a partir de conteo de tipos de contactos. Sin embargo, hay varias razones para no descartarlos *a priori* con el argumento de la redundancia. Uno de ellos es el grado de sensibilidad, el cual varía entre índices aún cuando estén significativamente correlacionados entre sí. Baldwin *et al.* (2004) demostraron la gran variación de la sensibilidad de los índices en relación con la extensión, el grano y la cantidad de categorías en el mapa. Aún en igualdad de escala (grano y extensión) y de cantidad de clases, los índices muestran variada sensibilidad a las variaciones de factores independientes, como las variables funcionales ecológicas o sociales, con las cuales se contrastan para hallar las relaciones patrón-procesos. No existe una forma de descartar índices que sea objetiva y tenga en cuenta su capacidad discriminadora. En trabajos anteriores, hemos descartado los índices que no tienen una explicación biológica clara (Silva, 2003). El análisis discriminante y otras técnicas multivariadas, como las regresiones multivariadas o los árboles de clasificación, determinan la combinación óptima de variables numéricas para alcanzar la mejor discriminación total entre los grupos y las incluyen en las funciones discriminantes. Se han generado métodos que prescinden de los análisis multivariados tradicionales para seleccionar los mejores índices de paisaje, como el propuesto por Saura y Carballal (2004). Coincidimos con estos autores con respecto a que "el descarte de índices de forma sobre la base de correlaciones estadísticas puede no ser un procedimiento adecuado para mantener los índices que mejor discriminan y desarrollaron un método matemático para encontrar los mejores índices para discriminar la vegetación nativa de la exótica (plantaciones)", y lo extendemos a todos los índices.

Desde hace tiempo se ha demostrado que los índices de paisaje no son independientes de la escala (Turner *et al.*, 1989; O'Neil *et al.*, 1996) y es necesario especificar la resolución y extensión del espacio que se estudia. Si se emplean para comparar territorios, o para análisis multitemporal, es importante reconocer este hecho y mantener invariables la extensión y la resolución. Más recientemente se demostró en paisajes reales que los índices muestran curvas de respuesta muy variables a la extensión y el grano y también a la cantidad de clases en que se divide el territorio (Wu *et al.*, 2002; Baldwin *et al.*, 2004; Wu, 2004). Existen diferencias entre índices en cuanto a la robustez y consistencia de la respuesta y al tipo de respuesta. Algunos responden a funciones conocidas y otras respuestas son impredecibles. En las clasificaciones de casos nuevos con un modelo discriminante es importante que los casos nuevos tengan una extensión, grano y número de categorías similares a los de las UM utilizadas para generar las funciones de clasificación.

En cuanto al análisis discriminante, se ha aplicado con frecuencia en otros campos de la biología, con el propósito de identificar las variables de más peso en las funciones discriminantes y

también como modelo predictivo para la clasificación de nuevos casos, especialmente en la identificación de especies sobre la base de caracteres morfológicos.

Las funciones de clasificación sólo pueden usarse para el universo con el cual se obtuvo el modelo predictivo. El modelo surgido del presente trabajo sólo puede aplicarse para clasificar nuevos casos provenientes de nuestra área de estudio, no siendo extrapolable a otras regiones. El método puede aplicarse a otras regiones pero es necesario calcular nuevamente las métricas, someterlas al análisis discriminante y obtener un nuevo modelo, que puede diferir del nuestro en cuanto a las métricas seleccionadas, en cuanto a la cantidad de métricas incluidas y en cuanto a las funciones discriminantes y de clasificación.

5. Conclusiones

El método propuesto resulta práctico para reducir el número de variables de la configuración del paisaje con criterios estadísticos, acotados en subjetividad.

La técnica puede aplicarse a otras regiones pero el modelo no es extrapolable. En cada caso es necesario generar un nuevo modelo porque las métricas seleccionadas y las funciones discriminantes dependen de las características del patrón espacial de la cubierta del suelo en cada región.

Es necesario tener en cuenta las limitaciones del método, especialmente las referidas al comportamiento de las métricas de configuración y su sensibilidad a la extensión, la resolución y la cantidad de clases.

El método no pretende encontrar asociaciones entre patrón y procesos. Como mucho puede sugerir hipótesis que deberán ser verificadas con variables independientes y otros métodos de análisis.

Referencias bibliográficas

- Alberti, M. y Marzluff, J.M. (2004): "Ecological resilience in urban ecosystems: linking urban patterns to human and ecological functions", *Urban Ecosystems*, 7, pp. 241-265
- Alberti, M.; Marzluff, J.M., Sculenerger, E., Bradley, G., Ryan, C. y Zumbrunnen, C. (2003): "Integrating humans into ecology: opportunities and challenges for studying urban ecosystems", *BioScience*, 53, 12, pp. 1169-1179.
- Baldwin, D.J.B., Weaver, K., Schnekenburger, F. y Perera, A.J. (2004): "Sensitivity of landscape indices to input data characteristics on real landscapes: implications for their use in natural disturbance emulation", *Landscape Ecology*, 19, 3, pp. 255-271.
- Bürgi, M. y Turner, MG. (2002): "Factors and processes shaping land cover and land cover changes along the Wisconsin River", *Ecosystems*, 5, pp. 184-201.
- InfoStat. (2004): *InfoStat, versión 4*. Grupo InfoStat, FCA, Universidad Nacional de Córdoba, Córdoba, Argentina (www.infostat.com.ar).

Mateucci, S. D. y Silva, M. (2005): "Selección de métricas de configuración espacial para la regionalización de un territorio antropizado", *GeoFocus (Artículos)*, nº 5, p. 180-202. ISSN: 1578-5157

Jobin, B., Beaulieu, J., Grenier, M., Bélanger, L., Maisonneuve, C., Bordage, D. y Fillion, B. (2003): "Landscape changes and ecological studies in agricultural regions, Québec, Canada", *Landscape Ecology*, 18, 6, pp. 575-590.

Li, H. y Wu, J. (2004): "Use and misuse of landscape indices", *Landscape Ecology*, 19, 4, pp. 389-399.

Lovett-Doust, J., Biernacki, M., Page, R., Chan, M., Natgunarajah, R. y Timis, G. (2003): "Effects of land ownership and landscape-level factors on rare-species richness in natural areas of southern Ontario, Canada", *Landscape Ecology*, 18, 6, pp. 621-633.

MacGarigal, K. y Marks, B.J. (1994): *Fragstats. Spatial pattern analysis program for quantifying landscape structure*, version 2.0, Corvallis, Oregon State University.

MacGarigal, K., Cushman, S. A., Neel, M. C. y Ene, E. (2002): *FRAGSTATS: Spatial Pattern Analysis Program for Categorical Maps*. University of Massachusetts, Amherst. (Manual disponible en el URL: <http://www.umass.edu/landeco/research/fragstats/documents/Metrics/Metrics%20TOC.htm>)

Matteucci, S.D. (1998): "La cuantificación de la estructura del paisaje", en Matteucci, S.D. y Buzai, G.D. (Eds.) *Sistemas Ambientales Complejos: Herramientas de Análisis Espacial*. Buenos Aires, EUDEBA, pp. 271-291.

Matteucci, S.D. (2004): "Ponencia: Los índices de configuración del mosaico como herramienta para el estudio de las relaciones patrón - proceso" en G. Buzai (compilador) *Memorias del Primer Seminario Argentino de Geografía Cuantitativa: Avances conceptuales y metodológicos para una Geografía en acción; 1º SEMAGEC*; Publicación Especial de Fronteras, GEPAMA-Planetario Galileo Galilei (ISSN 1667-3999)

Morello, J. y Solbrig, O.T. (1997): *¿Argentina granero del mundo: hasta cuándo?* Centro de Estudios Avanzados de la Universidad de Buenos Aires, Harvard University, Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria, Consejo Profesional de Ingeniería Agronómica. Orientación Gráfica Editora, Buenos Aires.

Morello, J., Matteucci, S.D. y Buzai, G.D. (2001): "Urban sprawl and landscape perturbation in high quality farmland ecosystems. The case of Buenos Aires Metropolitan Region", en: Paarlberg, R., O. Solbrig y F. Di Castri (eds.) *Globalization and the rural environment*. Rockefeller Center for Latinamerican Studies, Harvard University Press, U.S.A. Pp. 443-477.

Morello, J., Matteucci, S.D. y Rodríguez, A. (2003): "Sustainable development and urban growth in the argentine pampas region", *The Annals of the American Academy of Political and Social Science*, 590, pp.116-130

O'Neil, R.V., Hunsaker, C.T., Timmins, S.P., Jackson, B.L., Jones, K.B., Riitters, K.H. y Wickham, J.D. (1996): "Scale problems in reporting landscape pattern at the regional scale", *Landscape Ecology*, 11, 3, pp. 169-180.

Pickett, S.T.A., Cadenasso, M.L., Grove, J.M., Nilson, C.H., Pouyat, R.V., Zipperer, W.C. y Costanza, R. (2001): "Urban ecological systems: linking terrestrial ecological, physical, and socioeconomic components of Metropolitan Areas", *Annual Review of Ecology and Systematics*, 32, pp.127-157.

Rempel, R., Carr, A. y Elkie, P. (1998): *Patch Analyst 2.2*. <http://flash.lakeheadu.ca/~rempel/patch/download.html>

Saura, S. y Carballal, P. (2004): "Discrimination of native and exotic forest patterns through shape irregularity indices: an analysis in the landscapes of Galicia, Spain", *Landscape Ecology*, 19, 6, pp. 647-662

Mateucci, S. D. y Silva, M. (2005): "Selección de métricas de configuración espacial para la regionalización de un territorio antropizado", *GeoFocus (Artículos)*, n° 5, p. 180-202. ISSN: 1578-5157

Silva, M. (2003): *Efectos ecológicos de la expansión urbana sobre tierras agrícolas de la pampa ondulada, Buenos Aires, Argentina*. Tesis de Maestría en Ciencias Ambientales, Facultad de Ciencias Exactas y Naturales, Universidad de Buenos Aires.

Tischendorf, L. (2001): "Can landscape indices predict ecological processes consistently?", *Landscape Ecology*, 16, 3, pp. 235-254

Turner, M.G., O'Neil, R.V., Gardner, R.H. y Milne, B.T. (1989): "Effects of changing spatial scale on the analysis of landscape pattern", *Landscape Ecology*, 3, 3/4, pp. 153-162.

Wu, J. (2004): "Effects of changing scale on landscape pattern analysis: scaling relations", *Landscape Ecology*, 19, 2, pp. 125-138.

Wu, J., She, W., Sun, W. y Tueller, P.T. (2002): "Empirical patterns of the effects of changing scale on landscape metrics", *Landscape Ecology*, 17, 8, pp. 761-782.

TABLAS

Tabla 1: Valores de las métricas del mosaico y resultados de la prueba de Tukey

Variables	SISTEMAS				
	1	2	3	4	5
DP	3.40(b)	3.58(b)	4.63(c)	2.59(a)	3.56(abc)
MPS	30.63(b)	29.55(ab)	22.73(a)	42.66(c)	30.15(abc)
PSCOV	613.55(a)	957.14(b)	820.002(b)	1026.54(b)	1119.61(b)
PSSD	185.65(a)	285.74(b)	190.58(a)	423.54(c)	347.97(abc)
ED	56.62(b)	57.29(b)	64.10(b)	41.07(ab)	56.43(b)
MSI	1.45(c)	1.39(b)	1.40(b)	1.32(a)	1.37(ab)
AWMSI	5.83(a)	8.85(b)	7.0(ac)	7.75(ab)	9.75(bc)
MPFD	1.05(c)	1.04(b)	1.04(b)	1.03(a)	1.04(abc)
AWMPFD	1.19(a)	1.23(bc)	1.21(ab)	1.22(ab)	1.23(b)
IJI	86.018C9	73.42(b)	86.23(c)	54.64(a)	75.92(bc)
LPI	28.48(a)	48.18(b)	34.90(ac)	62.50(b)	58.40(bc)
LSI	14.15(a)	14.33(a)	16.02(a)	10.26(b)	14.11(ab)
SHEI	0.96(a)	0.84(b)	0.92(a)	0.67(c)	0.75(bc)
DP	Densidad de parches (n/km ²)				
MPS	Tamaño medio de parches (m ²)				
PSCOV	Coeficiente de variación del tamaño de parches (%)				
PSSD	Desviación estándar de tamaño de parches				
ED	Densidad de bordes (m/ha)				
MSI	Media del índice de forma promedio				
AWMSI	Media del índice de forma ponderado por el área				
MPFD	Media de la dimensión fractal de los parches				
AWMPFD	Media de la dimensión fractal ponderada por el área				
IJI	Índice de entremezclado				
LPI	Índice de parche máximo (ha)				
LSI	Índice de forma del mosaico				
SHEI	Índice de equidad de Shannon				

Letras diferentes indican diferencias significativas a $p < 0.05$

Tabla 2: Valores de las métricas de las clases y resultados de la prueba de Tukey

INDICE	SISTEMAS					
	1	2	3	4	5	
%clase1	33.64(a)	31.24(ab)	38.08(a)	15.13(b)	52.9(a)	Porcentaje de la superficie total
%clase2	32.04(a)	43.23(a)	29.94(a)	56.37(b)	32.93(a)	
%clase3	34.32(a)	25.54(a)	31.98(a)	28.5(a)	14.17(a)	
DP1	0.93(b)	1.23(a)	1.20(ab)	0.93(b)	0.94(ab)	Densidad de parches (n/km2)
DP2	1.64(a)	1.11(b)	1.2(b)	0.81(b)	1.31(ab)	
DP3	0.83(a)	1.23(a)	1.25(a)	0.86(a)	1.31(a)	
MPS1	43.39(b)	63.63(b)	17.10(b)	20.04(b)	320.25(a)	Media del tamaño de parches (ha)
MPS2	24.96(b)	38.19(b)	41.61(b)	219.28(a)	30.11(b)	
MPS3	58.89(a)	76.70(a)	32.78(a)	107.71(a)	10.43(a)	
PSCOV1	478.60(a)	434.18(a)	448.64(a)	467.20(a)	558.80(a)	Coeficiente de variación del tamaño de parches (%)
PSCOV2	451.18(ab)	366.59(a)	571.25(b)	480.58(ab)	687.24(b)	
PSCOV3	324.57(c)	537.96(a)	462.74(ab)	350.83(bc)	327.03(abc)	
PSSD1	223.86(a)	292.88(a)	92.84(a)	107.87(a)	965.82(b)	Desviación estándar del tamaño de parches
PSSD2	131.47(a)	180.42(a)	262.87(a)	923.52(b)	254.78(a)	
PSSD3	204.94(a)	437.37(b)	187.36(ab)	364.20(ab)	37.96(ab)	
ED1	30.78(a)	30.57(a)	50.42(b)	17.98(c)	36.41(ab)	Densidad de borde (m/ha)
ED2	47.34(ec)	28.88(a)	38.02(bf)	37.47(abcd)	49.87(def)	
ED3	30.50(bc)	50.51(a)	35.12(bd)	22.06(c)	21.95(cd)	
MSI1	1.41(ab)	1.35(bcd)	1.43(a)	1.29(c)	1.45(ad)	Media del índice de forma de los parches
MSI2	1.49(a)	1.39(b)	1.41(ab)	1.51(a)	1.43(ab)	
MSI3	1.50(a)	1.50(a)	1.37(b)	1.39(ab)	1.31(ab)	
AWMSI1	5.01(a)	4.82(a)	5.67(a)	4.15(a)	7.32(a)	Media del índice de forma ponderado por el área
AWMSI2	6.44(ab)	4.61(a)	6.39(ab)	8.27(ab)	12.54(b)	
AWMSI3	4.18(a)	10.08(b)	5.64(a)	4.10(a)	2.93(a)	
MPFD1	1.04(a)	1.04(b)	1.04(a)	1.03(b)	1.04(ab)	Media de la dimensión fractal de los parches
MPFD2	1.05(a)	1.04(b)	1.04(b)	1.04(b)	1.04(ab)	
MPFD3	1.05(a)	1.04(b)	1.04(b)	1.04(b)	1.04(ab)	
AWMPFD1	1.18(a)	1.16(a)	1.19(a)	1.16(a)	1.23(a)	Media de la dimensión fractal ponderada por el área
AWMPFD2	1.20(a)	1.16(b)	1.202(ab)	1.22(a)	1.25(a)	
AWMPFD3	1.16(b)	1.24(a)	1.18(b)	1.15(b)	1.13(b)	
MNN1	165.01(a)	169.31(a)	124.02(b)	239.38(c)	131.63(ab)	Media de la distancia al vecino más cercano
MNN2	127.67(a)	187.93(b)	139.41(a)	131.73(a)	141.42(ab)	
MNN3	163.03(b)	122.25(b)	155.44(b)	328.73(a)	206.29(ab)	

Mateucci, S. D. y Silva, M. (2005): "Selección de métricas de configuración espacial para la regionalización de un territorio antropizado", *GeoFocus (Artículos)*, nº 5, p. 180-202. ISSN: 1578-5157

MPI1	555.16(a)	895.06(a)	347.84(a)	189.27(a)	2781.19(b)	Media del índice de proximidad
MPI2	514.96(b)	560.61(b)	832.14(b)	2810.12(a)	1425.89(ab)	
MPI3	422.39(a)	1816.61(bc)	720.75(a)	997.39(ab)	54.18(ac)	

1: sin vegetación; 2: vegetación abierta baja; 3: vegetación densa; letras diferentes indican diferencias significativas a $p < 0.05$

Tabla 3: Resultados del Análisis Discriminante

Tabla 3a. Autovalores de $Inv(E)H$

Autovalores	%	% acumulado
6.43	58.40	58.40
2.65	24.03	82.43
1.29	11.68	94.11
0.65	5.89	100.00

Tabla 3b. Funciones discriminantes canónicas

	1	2	3	4
Constante	-21.34	-51.92	3.26	-11.87
MPI3	-1.6E-04	4.7E-04	3.0E-04	4.2E-05
MPS	0.21	0.01	-0.23	0.12
PSSD	-0.04	-0.02	0.04	-0.02
MPI2	-6.5E-04	-7.2E-04	4.8E-04	-6.7E-05
PSSD1	9.0E-04	2.1E-03	-1.6E-03	-1.2E-03
ED3	-0.34	0.47	-1.22	0.85
LPI	0.13	0.08	-0.16	0.07
LSI	1.83	-4.19	8.93	-6.92
MPI1	-4.0E-04	-7.5E-04	9.0E-05	-1.5E-04
PSSD2	4.8E-03	-1.8E-03	-1.9E-03	1.1E-03
ED2	-0.06	0.46	-1.16	0.78
ED1	-0.26	0.65	-1.13	0.83
%L2	-0.15	0.13	0.05	0.01
MPFD3	20.14	49.42	0.54	19.56

Mateucci, S. D. y Silva, M. (2005): "Selección de métricas de configuración espacial para la regionalización de un territorio antropizado", *GeoFocus (Artículos)*, nº 5, p. 180-202. ISSN: 1578-5157

Tabla 3c. Funciones discriminantes - datos estandarizados con las varianzas comunes

	1	2	3	4
MPI3	-0.21	0.61	0.4	0.06
MPS	1.84	0.09	-1.96	0.99
PSSD	-3.56	-1.6	3.46	-2.27
MPI2	-0.79	-0.88	0.59	-0.08
PSSD1	0.37	0.87	-0.64	-0.47
ED3	-3.36	4.66	-12.06	8.38
LPI	2.09	1.21	-2.49	1.03
LSI	4.43	-10.16	21.66	-16.79
MPI1	-0.48	-0.9	0.11	-0.18
PSSD2	1.63	-0.63	-0.66	0.37
ED2	-0.62	4.89	-12.4	8.32
ED1	-2.44	6.02	-10.56	7.76
%L2	-2.37	2.06	0.76	0.13
MPFD3	0.18	0.44	4.80E-03	0.17

Tabla 3d. Centroides en el espacio discriminante

	Eje 1	Eje 2	Eje 3	Eje 4
1	3.23	-0.02	-0.49	0.32
2	-2.72	-1.01	-0.99	0.04
3	-1.36	2.84	0.57	-0.08
4	-0.51	-1.99	2.58	0.56
5	1.74	-1.17	0.58	-3.3

Tabla 3e. Tabla de clasificación cruzada

		GRUPO (SISTEMA)					Total	Error(%)
		1	2	3	4	5		
GRUPO (SISTEMA)	1	39	0	0	0	0	39	0.00
	2	0	35	0	0	0	35	0.00
	3	0	0	25	0	0	25	0.00
	4	0	0	0	14	0	14	0.00
	5	0	0	0	0	6	6	0.00
Total		39	35	25	14	6	119	0.00

Mateucci, S. D. y Silva, M. (2005): "Selección de métricas de configuración espacial para la regionalización de un territorio antropizado", *GeoFocus (Artículos)*, nº 5, p. 180-202. ISSN: 1578-5157

Tabla 4: Probabilidades posteriores de la prueba de validación.

Sistema	Probabilidades a posteriori en cada Sistema				
	1	2	3	4	5
1	0.995195	0.000033	0.000098	0.000392	0.004282
1	0.999897	0.000021	0.000082	0.000000	0.000000
1	0.996958	0.001164	0.001877	0.000000	0.000000
1	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.000000
1	0.144349	0.000000	0.000000	0.003189	0.852462
1	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.000000
1	0.999996	0.000000	0.000000	0.000000	0.000004
1	0.999953	0.000009	0.000002	0.000036	0.000001
1	0.999999	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1	0.758420	0.000000	0.000028	0.000008	0.241543
2	0.000000	0.999836	0.000162	0.000002	0.000000
2	0.000000	0.813332	0.000000	0.186665	0.000002
2	0.000000	0.999111	0.000001	0.000888	0.000000
2	0.000000	0.999847	0.000153	0.000000	0.000000
2	0.000405	0.957943	0.025404	0.016247	0.000001
2	0.000000	0.998945	0.001054	0.000001	0.000000
2	0.000000	0.998787	0.001212	0.000000	0.000000
2	0.000000	0.964021	0.035972	0.000007	0.000000
2	0.000000	0.998322	0.001678	0.000000	0.000000
2	0.000000	0.999897	0.000101	0.000001	0.000000
3	0.000001	0.000734	0.999265	0.000001	0.000000
3	0.000000	0.854469	0.072477	0.073053	0.000001
3	0.000002	0.000866	0.999121	0.000011	0.000000
3	0.000000	0.000525	0.999475	0.000000	0.000000
3	0.000047	0.110015	0.889937	0.000000	0.000000
3	0.000091	0.000581	0.999326	0.000001	0.000002
3	0.000000	0.000045	0.999954	0.000001	0.000000
3	0.000000	0.000023	0.966389	0.033140	0.000447
3	0.001501	0.000000	0.998491	0.000000	0.000008
3	0.000208	0.000000	0.999783	0.000001	0.000008
4	0.919164	0.000068	0.000273	0.079089	0.001406
4	0.000000	0.001990	0.000000	0.998010	0.000000
4	0.297155	0.000370	0.000005	0.702408	0.000061
4	0.570911	0.000019	0.004600	0.420675	0.003795
4	0.000000	0.011072	0.000004	0.988924	0.000000
4	0.013773	0.001912	0.000049	0.984184	0.000082
4	0.000002	0.023071	0.000597	0.976331	0.000000
4	0.000000	0.007626	0.000000	0.992340	0.000034
4	0.000000	0.033750	0.000000	0.966248	0.000001

Mateucci, S. D. y Silva, M. (2005): "Selección de métricas de configuración espacial para la regionalización de un territorio antropizado", *GeoFocus (Artículos)*, nº 5, p. 180-202. ISSN: 1578-5157

4	0.000022	0.177188	0.000019	0.822769	0.000002
5	0.980624	0.000000	0.000000	0.000000	0.019376
5	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.000000
5	0.012994	0.000000	0.000000	0.000000	0.987006
5	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.000000
5	0.703261	0.000000	0.000597	0.000000	0.296142

La primera columna y la primera fila corresponden a las categorías *a priori* (sistemas).
Las UM clasificadas correctamente se pintan del mismo color de la categoría *a priori* a la cual pertenecen. Las clasificaciones incorrectas se resaltan en amarillo.

FIGURAS

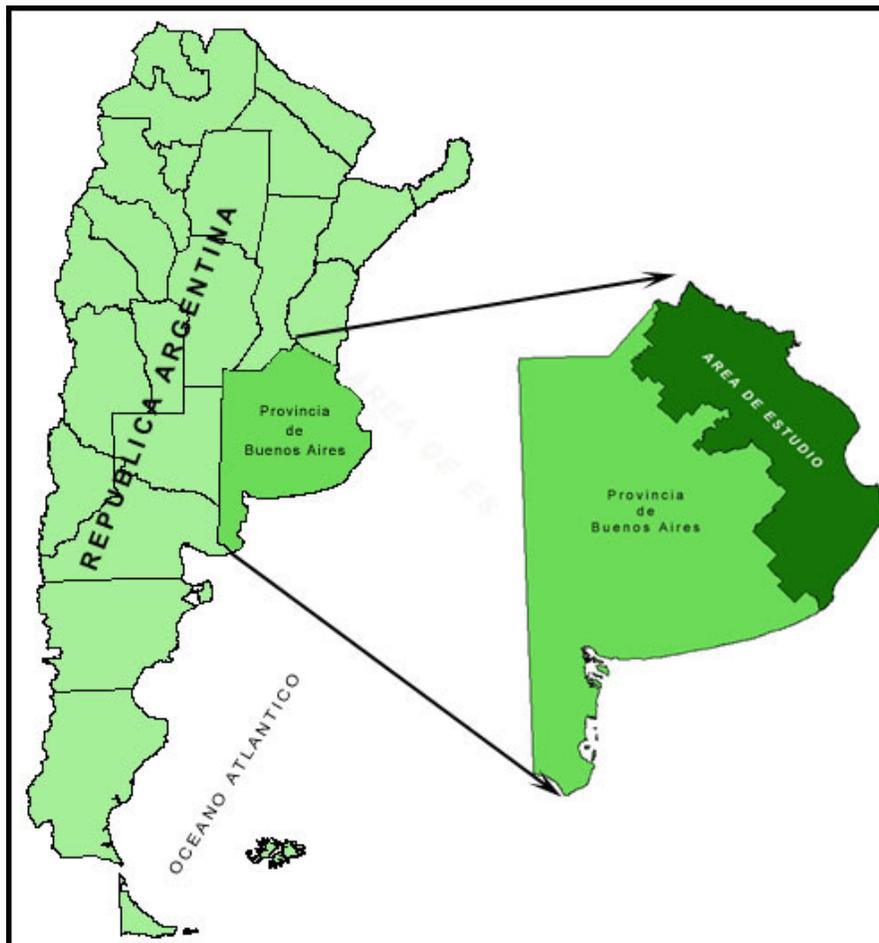


Figura 1: Ubicación del área de estudio.

Mateucci, S. D. y Silva, M. (2005): "Selección de métricas de configuración espacial para la regionalización de un territorio antropizado", *GeoFocus* (Artículos), nº 5, p. 180-202. ISSN: 1578-5157

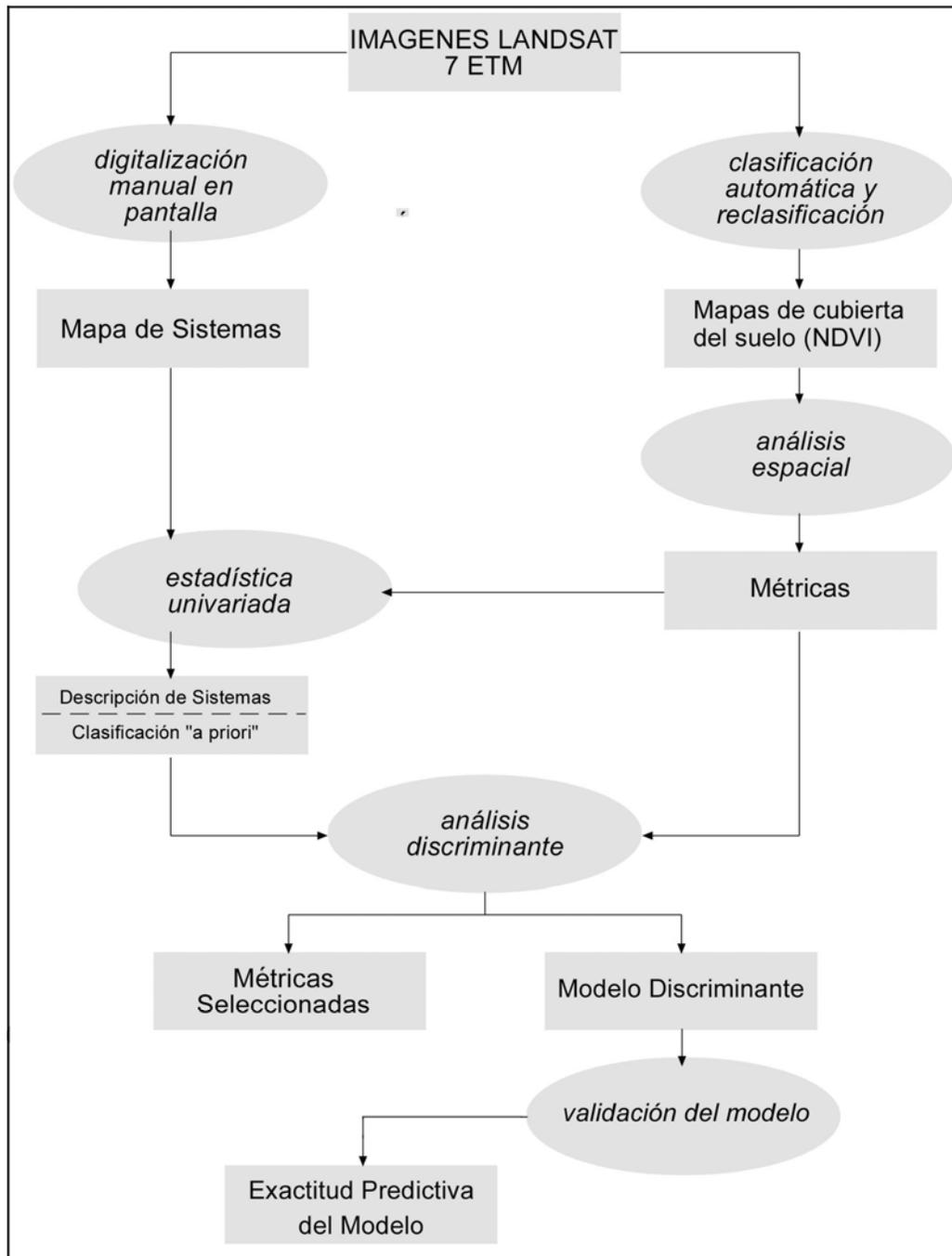


Figura 2: Esquema de la metodología.

Los rectángulos indican los productos obtenidos con los métodos y herramientas incluidos en las elipses. Las flechas indican la secuencia de operaciones.

Mateucci, S. D. y Silva, M. (2005): "Selección de métricas de configuración espacial para la regionalización de un territorio antropizado", *GeoFocus (Artículos)*, nº 5, p. 180-202. ISSN: 1578-5157

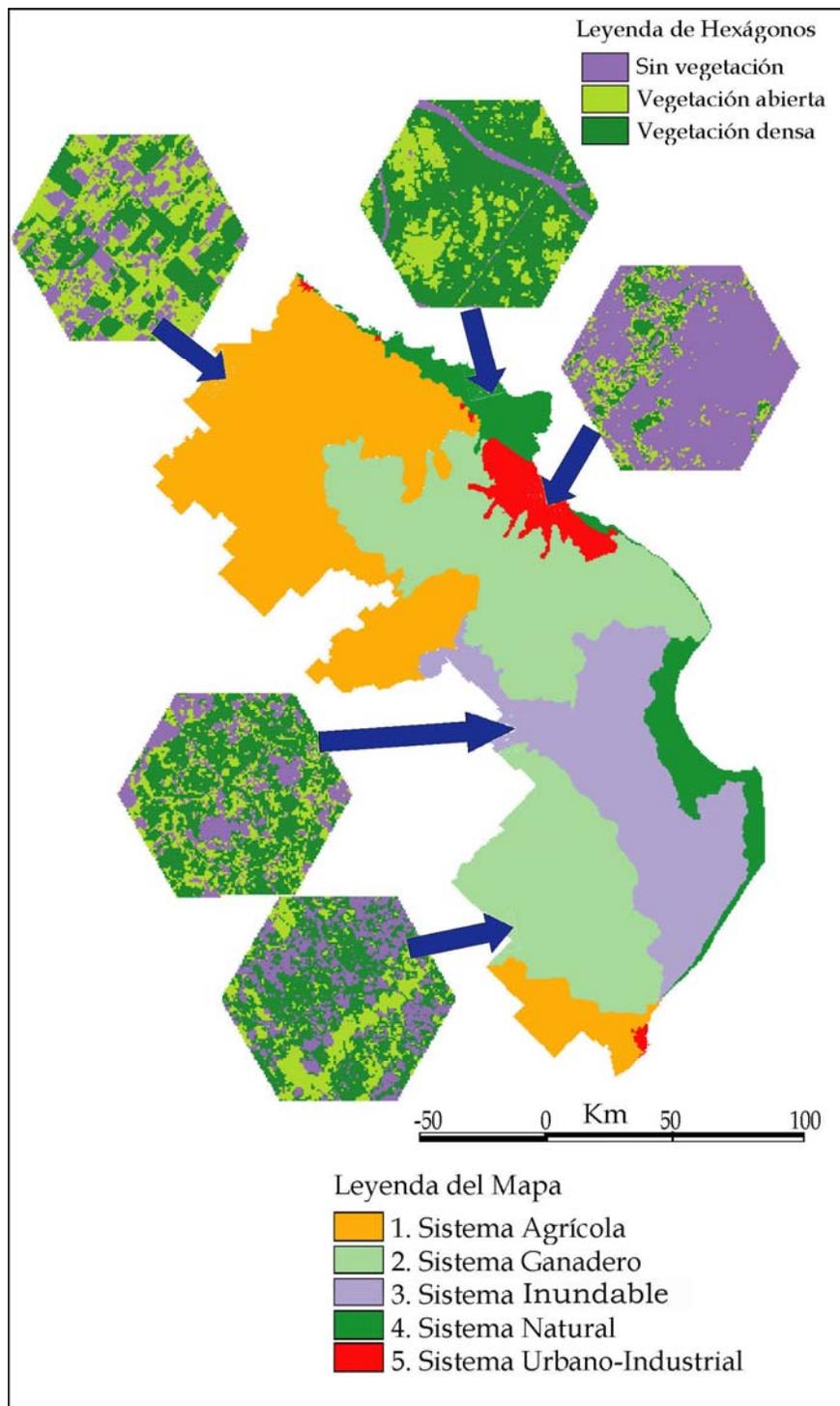


Figura 3: Sistemas del área de estudio y unidades muestrales representativas de cada uno.

Mateucci, S. D. y Silva, M. (2005): "Selección de métricas de configuración espacial para la regionalización de un territorio antropizado", *GeoFocus (Artículos)*, n° 5, p. 180-202. ISSN: 1578-5157

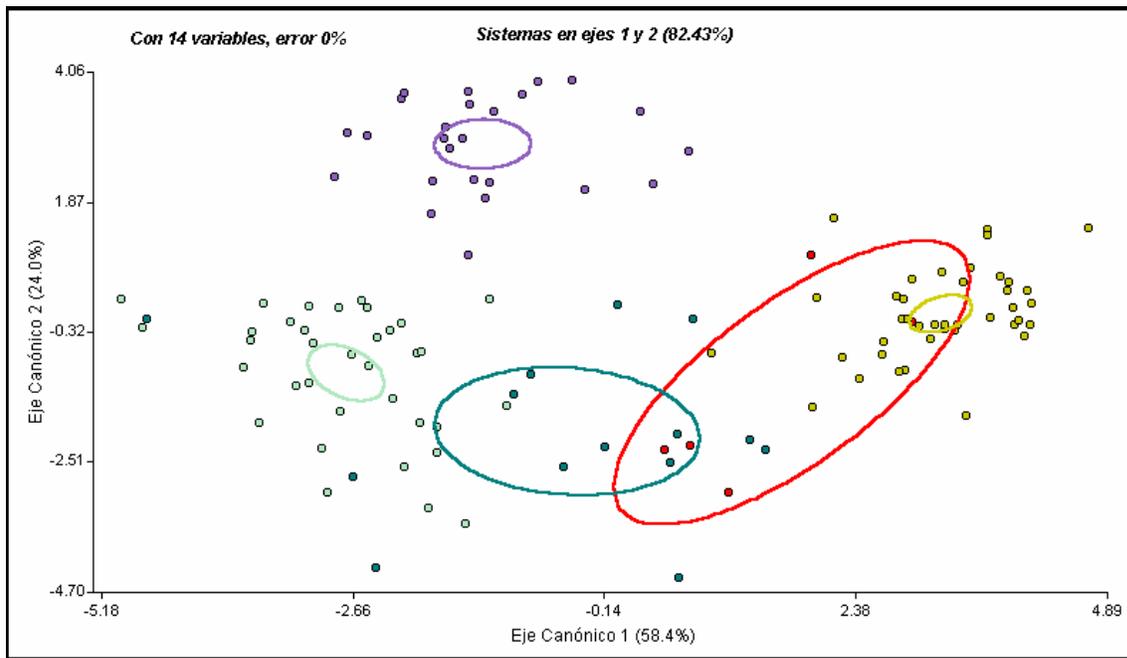


Figura 4: Unidades muestrales usadas para generar el modelo en un espacio bidireccional definido por las funciones discriminantes 1 y 2.

Leyenda: Sistema 1 (Agrícola): amarillo; Sistema 2 (Ganadero): verde claro; Sistema 3 (Inundable): violeta; Sistema 4 (Natural): verde oscuro; Sistema 5 (Urbano-industrial): rojo.

Mateucci, S. D. y Silva, M. (2005): "Selección de métricas de configuración espacial para la regionalización de un territorio antropizado", *GeoFocus (Artículos)*, n° 5, p. 180-202. ISSN: 1578-5157

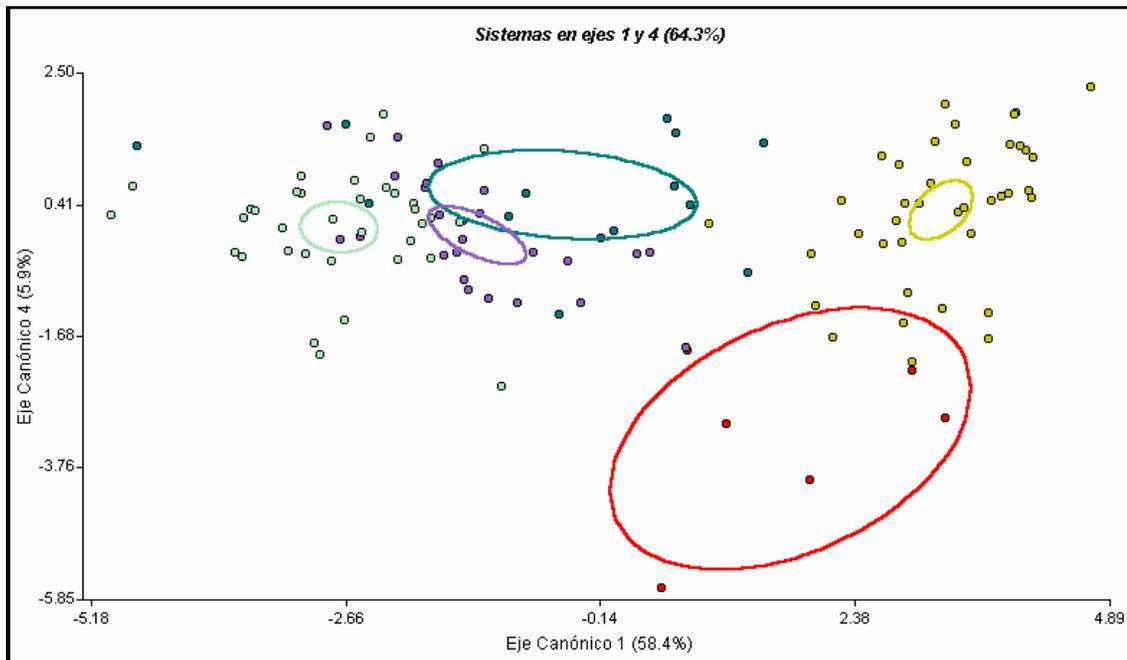


Figura 5: Unidades muestrales usadas para generar el modelo en un espacio bidireccional definido por las funciones discriminantes 1 y 4

Leyenda: Sistema 1 (Agrícola): amarillo; Sistema 2 (Ganadero): verde claro; Sistema 3 (Inundable): violeta; Sistema 4 (Natural): verde oscuro; Sistema 5 (Urbano-industrial): rojo.

¹ El proyecto es financiado por la Agencia Nacional de Promoción Científica, Tecnológica y de Innovación Productiva, PICT N° 13/8481.

² Agradecemos a la Comisión Nacional de Actividades Espaciales por la donación de las imágenes al proyecto.

³ Agradecemos a la División SIG del Instituto Geográfico Militar la provisión de las capas temáticas digitalizadas del área de estudio mediante convenio.

⁴ *Patch Analyst* es una extensión del sistema *ArcView GIS*, que usa el programa *FRAGSTATS* (MacGarigal y Marks, 1994) para el cálculo de los índices en mapas raster. Requiere la extensión *Spatial Analyst*.