

Análisis entrópico de los patrones espaciales de la vegetación en imágenes de satélite.

Carmelo Alonso⁽¹⁾, Rosa M. Benito⁽²⁾ y Ana M. Tarquis⁽³⁾

⁽¹⁾Dep. de Teledetección. INDRA Espacio. Mar Egeo 4, 28830 San Fernando de Henares, Madrid. calonso@indra.es.

⁽²⁾Dep. de Física y Mecánica. E.T.S. Ingenieros Agrónomos, Universidad Politécnica de Madrid. 28040 Madrid. rbenito@fis.etsia.upm.es

⁽³⁾Dep. de Matemática Aplicada a la Ingeniería Agronómica. E.T.S. Ingenieros Agrónomos, Universidad Politécnica de Madrid. 28040 Madrid. atarquis@mat.etsia.upm.es

Resumen

En el presente trabajo se introduce una nueva técnica para abordar el análisis de la distribución espacial de la vegetación en imágenes de satélite a través del concepto de “entropía configuracional”, que es una generalización del concepto termodinámico de entropía.

Se aplica la medida de la entropía configuracional sobre imágenes binarias generadas a partir del índice de vegetación NDVI, obtenido de los datos multispectrales del satélite Ikonos. En el estudio se analizan los patrones espaciales de distintos tipos de vegetación, tanto en entorno natural como urbano.

1. Introducción

El estudio de la dinámica de la cubierta vegetal es una de las aplicaciones más importantes de la observación de la Tierra desde el espacio. Desde el comienzo de esta actividad numerosos estudios han abordado el análisis de la vegetación a diferentes escalas, espaciales y temporales.

Estos estudios se han centrado en dos aspectos. Por un lado, en la caracterización radiométrica de distintos tipos de cubierta vegetal para su discriminación, o el efecto que sobre la respuesta espectral de la misma producen la falta de agua, el tipo de suelo, o las enfermedades. Y, por otro lado, en el análisis de la distribución espacial de la vegetación. Esta distribución espacial es también resultado de una compleja interacción entre la vegetación y determinados factores del entorno como el clima, la presencia de animales o la actividad del hombre. Poder caracterizar los patrones espaciales de dicha distribución es un paso previo para comprender la compleja dinámica de los ecosistemas.

En el presente trabajo tratamos el análisis de la distribución espacial de la vegetación con un nuevo

enfoque basado en el concepto termodinámico de entropía, a partir del cual se desarrolla el de “entropía configuracional por celda” en el que se basa el análisis.

2. La entropía como medida del desorden espacial en una imagen

La introducción del concepto de “entropía configuracional por celda” ha sido realizado recientemente por Piasecki [1], motivado por la necesidad de caracterizar la complejidad de la superficie del suelo.

Consideremos como sistema una imagen binaria de tamaño $L \times L$ píxeles, cuyos valores serán, por tanto, ceros (píxeles de color negro) y unos (píxeles de color blanco). Trataremos esta imagen como un conjunto de n objetos de tamaño finito (1×1) indistinguibles, que corresponderán a los píxeles negros (con valor 0) y que representan un sistema de “partículas” aleatoriamente distribuidas sobre una red formada por χ celdas de tamaño $k \times k$ píxeles. El área de la imagen es igual al número total de píxeles que viene dado por $\chi_0 = \chi \cdot k^2 = L \times L$.

Para la escala de longitud $k = (L \times L / \chi)^{1/2}$ tendremos una distribución de partículas ($n_1, \dots, n_i, \dots, n_\chi$) en cada una de las χ celdas que denominaremos “microestado”. Esta distribución verifica las dos restricciones siguientes:

$$n_1 + n_2 + \dots + n_\chi = n \quad (1)$$

$$n_i \leq k^2$$

A ella podemos asociarle una entropía configuracional que definiremos como

$$S(k) = \ln W(k) \quad (2)$$

donde $W(k)$ corresponde al número de microestados de la imagen binaria. Este número de microestados

corresponde al número de posibles formas de obtener la distribución fija observada como un macroestado configuracional (imagen), y se conoce como “probabilidad configuracional”. Este número de microestados para la imagen binaria viene dado por

$$W(k) = \prod_{i=1}^{\chi} \binom{k^2}{n_i} = \prod_{i=1}^{\chi} \frac{(k^2)!}{n_i!(k^2 - n_i)!} \quad (3)$$

Esta probabilidad configuracional aumenta a medida que los elementos entre las celdas es más uniforme, es decir, crece a medida que se desordenan las partículas.

El máximo valor posible de la entropía configuracional está relacionado con la configuración de partículas espacialmente más ordenada para una escala de longitud dada. Llamaremos a esta configuración el “Macroestado Configuracional de Referencia” (MCR). Para el caso de una imagen binaria ninguna otra distribución tiene un mayor grado de uniformidad espacial para una determinada escala de longitud que el MCR. La descripción más sencilla de este macroestado viene dada por la siguiente condición: para cada par $i \neq j$ se cumple que $|n_i - n_j| \leq 1$. El número máximo de microestados configuracionales propios es

$$W_{\max}(k) = \binom{k^2}{n_0}^{z-r_0} \binom{k^2}{n_0+1}^{r_0} \quad (4)$$

donde $r_0 = n \bmod \chi$, esto es $r_0 \in \{0, 1, \dots, \chi - 1\}$ y $n_0 = (n - r_0) / \chi$, con lo que $n_0 \in \{0, 1, \dots, k^2 - 1\}$.

Para evaluar en cada escala de longitud k la desviación entre la actual configuración y la de referencia consideraremos la diferencia promediada sobre el número de celdas χ , definiendo la medida

$$S_{\Delta}(k) \equiv \frac{S_{\max}(k) - S(k)}{\chi} \quad (5)$$

En su forma final esta medida puede escribirse como sigue

$$S_{\Delta}(k) = \frac{1}{\chi} \left\{ r_0 \ln \left[\frac{k^2 - n_0}{n_0 + 1} \right] + \sum_{i=1}^{\chi} \ln \left[\frac{n_i!(k^2 - n_i)!}{n_0!(k^2 - n_0)!} \right] \right\} \quad (6)$$

Esta entropía configuracional por celda que acaba de definirse posee una serie de propiedades muy útiles, entre las que cabe destacar las siguientes:

- Su valor más pequeño es 0, que se alcanza para las escalas límite $k = 1$ y $k = L$. El valor $S_{\Delta}(k) = 0$ indica que el macroestado configuracional es

equivalente al RCM. Para un sistema perfectamente ordenado a una escala de longitud dada tenemos $r_0 = 0$ y cada $n_i = n_0 = n/\chi$.

- El valor más alto para una escala de longitud dada aparece cuando cada una de las $[n - (n \bmod k^2)]/k^2$ celdas está completamente ocupada y al menos una celda está parcialmente ocupada por $n \bmod k^2$ partículas.
- Si una imagen de tamaño $mL \times mL$, con $m \in \mathbb{N}$, está formada por una repetición periódica de tamaño $L \times L$ entonces el valor de la medida $S_{\Delta}(k)$ a una escala de longitud dada k es invariante bajo los cambios:

$$L \times L \leftrightarrow mL \times mL; n \leftrightarrow m^2 n,$$

$$\chi \leftrightarrow m^2 \chi; r_0 \leftrightarrow m^2 r_0$$

manteniéndose n_0 y n_i el mismo.

Esta última propiedad es muy importante ya que permite calcular el valor de la medida $S_{\Delta}(k)$ a cualquier escala de longitud k .

3. Material utilizado y metodología

Hemos trabajado con una imagen multispectral adquirida el 8 de agosto de 2000 por el satélite Ikonos.

Este satélite, puesto en órbita el 24 de septiembre de 1999 a una altura de 681 km, es capaz de proporcionar imágenes pancromáticas con una resolución espacial del orden de 1 m, e imágenes multispectrales, con 4 bandas abarcando la región visible y el infrarrojo cercano del espectro electromagnético, con una resolución espacial del orden de 4 m. Ambas con una resolución radiométrica de 2048 niveles de gris (11 bits).

Tabla 1: Características espectrales de las imágenes del satélite Ikonos

Banda	Rango espectral (μm)
Pancromática	0.45 – 0.9
#1 (azul)	0.45 – 0.52
#2 (verde)	0.52 – 0.6
#3 (rojo)	0.63 – 0.69
#4 (infrarrojo cercano)	0.76 – 0.9

De esta imagen multispectral se ha obtenido el NDVI a partir de las bandas #3 (R) y #4 (IRC). El resultado, es una imagen en la que los píxeles más

oscuros (con valores negativos) corresponden a las zonas en las que la vegetación está ausente, como son las láminas de agua (río, lagunas, ...) o el suelo desnudo y los píxeles más claros (con valores positivos) corresponden a las zonas en las que existe algún tipo de vegetación. Los valores más altos (píxeles blancos) corresponden a la vegetación más densa y con mayor LAI, con una actividad clorofílica más elevada.

El NDVI obtenido ha servido de base para generar las imágenes binarias sobre las que se han aplicado los cálculos descritos en el apartado anterior. Para ello se han fijado diferentes umbrales en dicho NDVI, de manera que para aquellos píxeles con valores superiores al umbral se les ha asociado el valor 0 y al resto el valor 1.

La aplicación del cálculo de la entropía configuracional por celda se ha realizado sobre diferentes recortes de las imágenes binarias con un tamaño de 25 x 25 píxeles ($L = 25$), lo que significa que las muestras analizadas corresponden a zonas que cubren una superficie cuadrada de 100 metros de lado.

4. Resultados

A continuación se muestran los resultados obtenidos para diferentes patrones de distribución espacial de la vegetación.

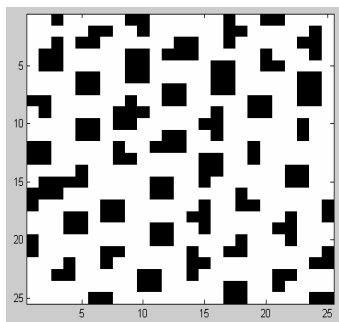


Figura 1: Imagen binaria correspondiente a una zona de olivar con $NDVI > + 0.1$.

El primer patrón que analizaremos corresponde a una distribución de la vegetación con un umbral inferior para el NDVI de 0.1, dentro de una zona de olivar. En la figura 1 se muestra la imagen binaria correspondiente. Los árboles, representados por los píxeles negros (valor 0), presentan cierta regularidad, están plantados siguiendo la dirección NW-SE.

La figura 2 muestra el resultado de la entropía configuracional del patrón analizado para el olivar

con $NDVI > 0.1$. El relativamente mayor desorden en los píxeles de esta imagen aparece a $k = 2$ y $k = 5$, escalas a las que se producen los picos más elevados. La sucesión de los picos siguientes ($k = 9$, $k = 12$ y $k = 16$) corresponde a la existencia de un patrón regular en la imagen, la alineación en la distribución de los árboles de la muestra. Estos picos son cada vez menos intensos, revelando que a escalas mayores es menor el grado de desorden, quizás debido al tamaño de la discretización de la vegetación.

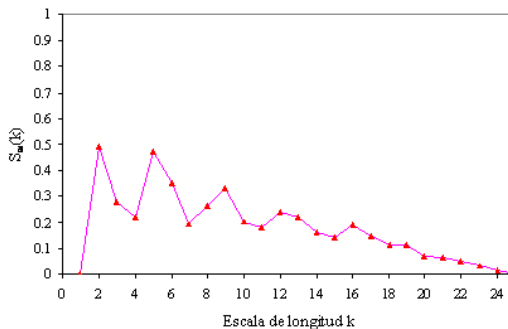


Figura 2: Medida entrópica $S_A(k)$ correspondiente a la imagen de la figura 1.

El segundo patrón analizado corresponde a una distribución de la vegetación, también con un umbral inferior de 0.1 para el NDVI, en una zona de matorral bajo, representado por una serie de arbustos de poca altura como la coscoja, el espino negro, el romero, el tomillo, el cardo o el esparto, entre otros. En la figura 3 se muestra el resultado de esta distribución.

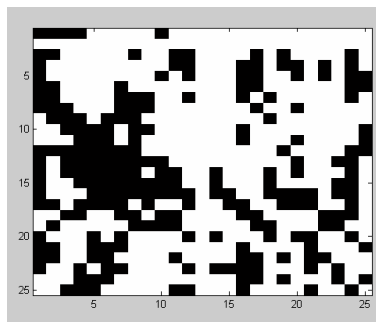


Figura 3: Imagen binaria correspondiente a una zona de matorral con $NDVI > + 0.1$.

La figura 4 muestra el resultado de la entropía configuracional del patrón analizado para el matorral con NDVI > 0.1. En este caso la curva, que no presenta picos, es convexa alcanzando su máximo absoluto en $k = 11$.

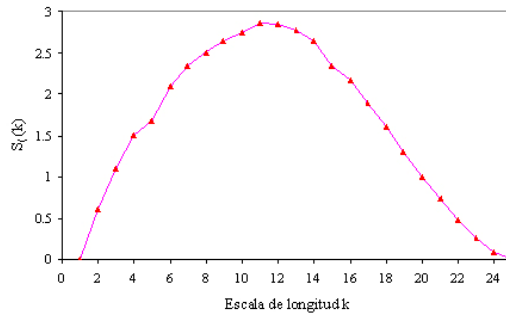


Figura 4: Medida entrópica $S_A(k)$ correspondiente a la imagen de la figura 3.

Otro de los patrones que resulta muy interesante de analizar es el correspondiente a la vegetación en entornos urbanos. Este tipo de vegetación está formado principalmente por el arbolado urbano, los parques y jardines, patios particulares y parcelas sin edificar en la que se desarrolla la vegetación natural.

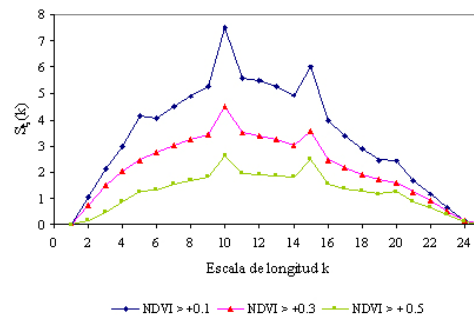


Figura 5: Medida entrópica $S_A(k)$ correspondiente a la vegetación en un entorno urbano para diferentes umbrales del NDVI.

El comportamiento de la distribución espacial para diferentes umbrales del NDVI (0.1, 0.3 y 0.5) se muestra en la figura 5. En esta gráfica pueden observarse dos picos dominantes a las escalas $k = 10$ y $k = 15$ en los tres casos, denotando un patrón común a esas escalas en las tres imágenes analizadas.

Al aumentar el umbral de discriminación para el NDVI existe una pérdida de información por dejar de considerar determinados tipos de vegetación. Esta pérdida de información a todas las escalas produce una disminución en el desorden espacial de la vegetación medido por $S_A(k)$. Esto también produce una disminución entre la diferencia relativa de los dos picos dominantes. Esta diferencia es mayor para el caso en el que el NDVI > 0.1 que para el caso con el NDVI > 0.5.

Este comportamiento es propio de una estructura auto-semejante como corresponde a un fractal del tipo alfombra de Sierpinski [1] y [2].

5. Conclusiones

Como hemos visto la entropía configuracional por celda $S_A(k)$ definida según la expresión (6) es una medida del desorden espacial que permite caracterizar cualitativa y cuantitativamente diferentes patrones en la distribución espacial de la vegetación en un ecosistema extraída a partir de las imágenes de satélite.

Utilizando esta medida hemos podido ver, por ejemplo, el carácter auto-semejante de la distribución de la vegetación urbana que la distingue claramente de la distribución no auto-semejante del matorral mediterráneo.

Podría ser interesante analizar dos aspectos de este tipo de medida, a saber, la caracterización de distintos tipos de vegetación mediante la acotación del NDVI con un máximo y un mínimo, por un lado, y el uso de esta medida para estudiar la dinámica de un ecosistema mediante un análisis multitemporal de imágenes, por otro. Este último aspecto podría resultar muy útil a la hora de comprender el proceso de regeneración de un ecosistema forestal tras un incendio, por ejemplo.

Podría ser interesante también utilizar esta medida para caracterizar y distinguir los patrones de la distribución espacial de una masa forestal plantada artificialmente y otra natural.

6. Referencias

- [1] R. Piasecki. "Entropic measure of spatial disorder for systems of finite-sized objects". *Physica A* 277 157 – 173, 2000.
- [2] R. Piasecki, M. T. Martin, A. Plastino. "Inhomogeneity and complexity measures for spatial patterns". *Physica A* 307 157 – 171, 2002.