

# **LA MATRIZ DE CO-OCURRENCIA EN LA CLASIFICACIÓN MULTIESPECTRAL: TUTORIAL PARA LA ENSEÑANZA DE MEDIDAS TEXTURALES EN CURSOS DE GRADO UNIVERSITARIO.**

**Tema do Trabalho: Recursos Didáticos para o Ensino de Sensoriamento Remoto**

**Miriam Presutti**

**Universidad Nacional de La Plata**

**Facultad de Ciencias Agrarias y Forestales**

**Departamento de Ambiente y Recursos Naturales**

Diagonal 113 y 61 (1900) La Plata. Buenos Aires. Argentina

Tel: + 54-221-4236616 - Fax: +54-221- 425-2346

presutti@agro.unlp.edu.ar

## **ABSTRACT**

In this work a tutorial to teach textural measures in satellite imagery is presented, as part of remote sensing programme course at university level. The texture measures may be used as input features to classification algorithms. Furthermore, it has been demonstrated in a number of papers that the texture measures may improve the classification results when is used as an additional feature in the multispectral classification. The most common method to measure the texture is based on the Grey Level Co-Occurrence Matrix (GLCM). The principal goal of the tutorial is to understand how this matrix is calculated by the digital image processing software. The students are encourage to do manual calculations for a set of texture measures based on second-order statistics computed from the grey level co-occurrence matrices using a small test image. Either texture measures for a specific direction or directional invariant measures can be computed.

## **1. INTRODUCCIÓN**

Existen diferentes métodos utilizados en la transformación de imágenes satelitales que generan variables de entrada a un subsiguiente procesamiento como por ejemplo la clasificación.

En general, los métodos tradicionales de clasificación de imágenes satelitales se basan en la respuesta espectral individual de cada píxel. Otra alternativa es considerar la clasificación de imágenes en un contexto espacial. La premisa es que el resultado de la clasificación de un píxel puede variar cuando se lo analiza aisladamente o cuando se consideran también sus vecinos. Además, cuando se utilizan imágenes de altísima resolución espacial como IKONOS o las adquiridas por sensores aerotransportados como AVIRIS o CASI, donde cada píxel hace referencia a una parte de un objeto, el tratamiento basado en un píxel pierde validez.

La textura es una característica importante utilizada en la identificación de objetos o regiones de interés en una imagen. Hace mas de 30 años Haralick propuso un conjunto de 14 medidas de textura basadas en la dependencia espacial de los tonos de grises. (Haralick et al., 1973)

La textura de una imagen es una cuantificación de la variación espacial de valores de tono que es imposible definirlo precisamente por su carácter sensorial. El uso de la textura de una imagen proviene de la habilidad innata de los humanos de reconocer diferencias texturales.

Se han sugerido (Jensen, 1996) variables de textura basadas en estadísticas de 1<sup>er</sup> orden (media, desviación estándar, varianza), estadísticas de 2<sup>do</sup> orden, basadas en la matriz de co-ocurrencia, entre las mas usadas para medir la textura. La asunción es que la información textural en una imagen esta contenida en la relación espacial que los tonos de grises tienen entre ellos. Esas relaciones están especificadas en la matriz de co-ocurrencia espacial (o de niveles de gris) que son computadas en una dirección específica (o bien para todas: 0°, 45°, 90° y 135°) entre los pixeles vecinos dentro de una ventana móvil dentro en la imagen.

El método mas comúnmente utilizado para medir matemáticamente la textura es la matriz de co-ocurrencia de niveles de grises o con sus siglas en ingles GLCM (*Grey Level Co-occurrence Matrix*), basadas en estadísticas de 2<sup>do</sup> orden. Es un histograma de los niveles de grises de dos dimensiones para un par de pixeles (píxel de referencia y vecino). Esta matriz aproxima la

probabilidad de distribución conjunta de un par de píxeles.

Diferentes estudios han corroborado que incluyendo datos texturales conjuntamente con los espectrales se mejora la precisión de la clasificación. Se han aplicado análisis texturales tanto en imágenes adquiridas por sensores ópticos como SPOT (Marceau et al., 1990) o Landsat, y también en datos radar, o bien combinación de ambos tipos de sensores (Presutti et al., 2000), como así también en imágenes de alta resolución espacial CASI (Moskal y Franklin, 2002).

Dada la importancia que tiene el análisis de la textura de las imágenes satelitales y la existencia de valiosos trabajos en idioma inglés (Hall-Beyer, 2003), se creyó conveniente la preparación de un tutorial en español para su enseñanza en cursos universitarios de teledetección.

## 2. OBJETIVOS

En este trabajo se presenta un tutorial diseñado para la enseñanza en cursos de grado universitario de las medidas texturales basadas en la matriz de co-ocurrencia de Niveles de Grises. El objetivo del tutorial es que el estudiante comprenda y realice el cálculo de esta matriz.

La principal motivación para la realización del tutorial es que los alumnos realicen los cálculos de la matriz de co-ocurrencia en imágenes hipotéticas de fácil comprensión y luego interpreten las imágenes de textura derivadas de la aplicación de los algoritmos provistos por los programas de procesamiento digital de imágenes satelitales.

Los pasos para lograr que los estudiantes aprendan a calcular medidas texturales son:

- **Definir** la matriz de co-ocurrencia de niveles de grises (GLCM)
- **Construir** una matriz de co-ocurrencia para una relación espacial determinada
- Usar esta matriz en ejercicios para **calcular** distintas medidas de texturas
- Entender como estos cálculos son utilizados en la construcción de una **imagen de textura**.

## 3. METODOLOGÍA

Existen en la bibliografía diferentes formas de medir la textura en una imagen, estas pueden ser de Primer, Segundo o de Tercer orden:

**Primer orden:** las medidas texturales de primer orden son calculadas a partir de los valores de gris originales de la imagen y su frecuencia, como la media, varianza, desviación estándar. *En estas medidas no se considera la relación entre los píxeles.*

**Segundo Orden:** son las medidas que consideran la relación de co-ocurrencia entre *grupos de dos píxeles* de la imagen original y a una distancia dada,

**Tercer y más Orden,** se consideran las relaciones *entre 3 y más píxeles*. Si bien su cálculo es teóricamente posible, no se implementan pues requieren mucho tiempo de cálculo (aun con computadoras poderosas) y su resultado es de difícil interpretación.

La matriz de co-ocurrencia para el cálculo de la textura que se describe en este documento es una medida basada en estadísticas de segundo orden.

### 3.1. CONCEPTO DE MATRIZ DE CO-OCURRENCIA

La matriz de co-ocurrencia describe la frecuencia de un nivel de gris que aparece en una relación espacial específica con otro valor de gris, dentro del área de una ventana determinada. La matriz de co-ocurrencia es un resumen de la forma en que los valores de los píxeles ocurren al lado de otro valor en una pequeña ventana.

Normalmente el procedimiento de generación de imágenes de textura requiere que el analista defina cinco variables:

- i) tamaño de la ventana
- ii) banda espectral de entrada
- iii) las texturas derivadas
- iv) cuantización (número de bits) del canal de salida
- v) la componente espacial (la distancia interpíxel y el ángulo para el cómputo de la co-ocurrencia).

Respecto del tamaño de la ventana, esta debe ser cuadrada y con número impar de píxeles. El resultado del cálculo de la textura es un único número que representa la ventana completa, el cual es colocado en el lugar del píxel central. Luego, la ventana se mueve un píxel y el cálculo se repite calculando una nueva matriz de co-ocurrencia para esta nueva ventana y resultando un nuevo valor, para el píxel central de esta nueva posición de la ventana. De este modo se construye toda una nueva imagen con valores de texturas (Figura 1).

Cada celda de la ventana debe situarse en una celda que esté ocupada en la imagen original. Esto significa que el píxel central de la ventana no puede ocupar un borde de la imagen. Si una ventana tiene dimensiones  $N \times N$ , una franja de  $(N-1)/2$  píxeles alrededor de la imagen permanecerá sin resultados (Figura 1). Usualmente los píxeles de borde representan una pequeña fracción de las imágenes, por lo cual es un problema menor. Sin embargo, si la imagen es muy pequeña o la ventana muy grande, este efecto debe considerarse en el análisis de los resultados. Una forma de solucionar este problema es llenar esas celdas con el valor calculado para el píxel más cercano.

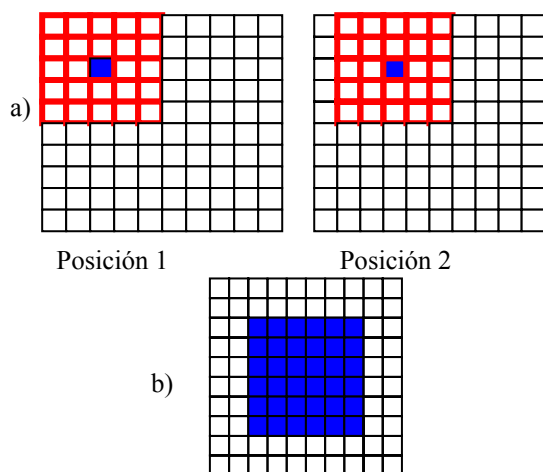


Fig. 1 - En **a)** se muestra sobre una imagen de dimensiones 10x10 píxeles, una ventana móvil de 5x5 en dos posiciones y el píxel central que recibe el resultado. En **b)** los píxeles que reciben el resultado y las 2 filas y las 2 columnas del borde de la imagen que reciben el valor de textura calculados en los píxeles cercanos.

Por otra parte, el tamaño relativo de la ventana y de los objetos en la imagen determinan la utilidad de ésta medida para la clasificación. Es recomendable que la ventana sea menor que el objeto y lo suficientemente grande como para capturar la variabilidad del mismo. Por ejemplo en un bosque la textura esta determinada por las luces y sombras de las copas. Una ventana con el tamaño de un solo árbol no medirá la textura del bosque. Otra ventana cubriendo todo el bosque y los campos vecinos a él, tampoco medirá la textura del mismo.

La relación espacial entre el píxel de referencia y su vecino puede ser en cualquiera de las 8 direcciones (N, S, E, O y las 4 diagonales), pero solo se toman cuatro, ya que la N es opuesta a la S y en vez de contarlas separadamente hay formas mas sencillas de medirlas (matriz simétrica, que mas adelante se detalla). Cuando se habla de una relación “espacialmente invariante” se eligen las cuatro direcciones N, NE, E y SE y se promedian. (Esto también se expresa respectivamente como 0°, 45°, 90° y 135°). Figura 2.

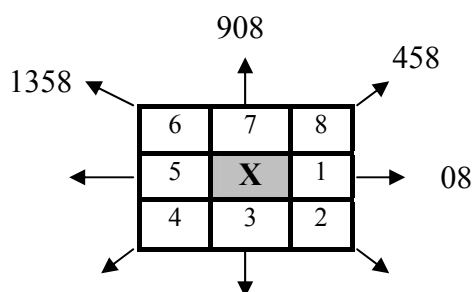


Fig. 2 - Los 8 vecinos del píxel X de acuerdo al ángulo utilizado en el cálculo de la matriz de co-ocurrencia.

Todas estas variables podrían generar muchos datos: asumiendo que se usan 7 medidas de texturas (aunque pueden ser mas), 6 bandas espectrales (a menudo mas),

tamaños de ventanas que varían entre 3x3 y 21x21 (diez tamaños diferentes, pero...porque parar allí?) 3 niveles de cuantización del canal de salida (8, 16 y 32 bits) y 4 direcciones posibles (componente espacial) el resultado podrían ser mas de 5000 imágenes de textura para una sola aplicación. Esto sobrepasa a los mas sofisticados clasificadores.

No hay forma de predecir con certeza cuales medidas serán de mayor utilidad. Sin embargo existen algunos conceptos generales para considerar:

- La inspección visual de algunas bandas de entrada pueden ayudar a determinar no usarlos. Por ejemplo, en estudios de vegetación la banda del rojo y el infrarrojo cercano (NIR) suelen ser los mas útiles, o bien alguna combinación de ellos como un índice de vegetación (NDVI). El Análisis de Componentes Principales también puede ayudar a reducir las bandas de entrada.
- La inspección visual de una imagen también puede mostrar alguna direccionalidad, si no la hubiera la mejor opción es usar la espacialmente invariante.
- Muchas de la medidas texturales están correlacionadas entre si, en realidad existen pocas verdaderamente independientes (Ver Sección 7).
- El mejor tamaño de la ventana se podrá estimar inspeccionando visualmente la imagen.

Seleccionar un conjunto de variables de textura a usar puede ser problemático. En general, la textura es una variable especifica para cada imagen, el uso exitoso del análisis textural en una aplicación no implica necesariamente aplicabilidad global. Por lo tanto, la selección de las variables de textura deberían basarse en el estudio iterativo del conjunto imagen particular y condiciones del objeto a estudiar. (Franklin, 2001).

### 3.2. CÁLCULO DE LA MATRIZ DE CO-OCURRENCIA

En la Figura 3 se representa la imagen prueba u original donde los valores corresponden a Niveles de Grises. La imagen tiene 4 píxeles de lado y 4 niveles de grises: 0, 1, 2 y 3. (Haralick et al. 1973). Todos los cálculos de las medidas texturales que se presentan en la Sección 4 están basados en esta imagen.

Se aclara que en este caso se toman los valores de gris de la imagen en su totalidad para realizar los cálculos, dando como resultado solo un valor que representa a toda la imagen. Cuando se trabaja con imágenes reales de mayores dimensiones, la secuencia del calculo es la que ya fuera presentada en la Figura 1.

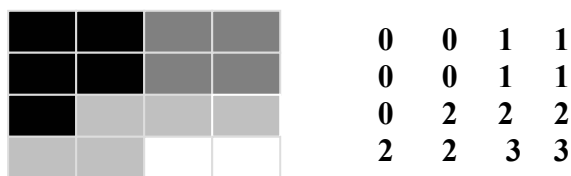


Fig. 3 - Imagen prueba cuyas dimensiones son 4x4 pixeles con 4 valores de niveles de gris (0, 1, 2 y 3)

### 3.3. RELACIÓN ESPACIAL ENTRE DOS PÍXELES

La Matriz de co-ocurrencia considera la relación espacial entre dos píxeles, llamados *pixel de referencia* y *pixel vecino*. Por ejemplo, si se escoge el pixel vecino que esta situado un pixel a la derecha de cada pixel de referencia, esto se expresa como (1,0): 1 pixel en la dirección  $x$ , 0 pixel en la dirección  $y$ .

Cada pixel en la ventana se va convirtiendo sucesivamente en el pixel de referencia, empezando por el ubicado arriba a la izquierda y finalizando abajo a la derecha. Los pixeles ubicados en el margen derecho de la imagen original, no tienen vecino a la derecha por lo tanto no son usados en el computo.

Se pueden utilizar diferentes relaciones entre pixeles, por ejemplo:

(-1,0) un pixel a la izquierda del pixel de referencia

(1,1) un pixel a la derecha y un pixel abajo (en diagonal).

### 3.4. DISTANCIA ENTRE PÍXELES

En este documento se utiliza un pixel de separación (un pixel de referencia y su inmediato vecino). Cuando la ventana es suficientemente grande, se puede usar una separación mayor, sin que haya diferencias en la metodología de su calculo.

Las posibles combinaciones de niveles de grises para la imagen de prueba se presentan en la Tabla 1, estas etiquetas no se volverán a mostrar en la matrices de co-ocurrencia.

TABLA 1 - TODAS LAS POSIBLES COMBINACIONES DE LOS 4 NIVELES DE GRIS DE LA IMAGEN DE PRUEBA.

Pixel Vecino Pixel de Referencia	0	1	2	3
0	(0,0)	(1,0)	(2,0)	(3,0)
1	(1,0)	(1,1)	(2,1)	(3,1)
2	(2,0)	(1,2)	(2,2)	(3,2)
3	(3,0)	(1,3)	(2,3)	(3,3)

La primera celda debe ser llenada con la cantidad de veces que ocurre la combinación 0,0. Cuantas veces, en el

área de la ventana un pixel con valor de gris igual a 0 (pixel vecino), esta situado a la derecha de otro pixel con valor 0 (pixel de referencia).

Existen, por lo tanto diferentes matrices de co-ocurrencia para cada relación espacial, según se considere el vecino de arriba, al costado o en diagonal.

En la Tabla 2 se muestra la matriz de co-ocurrencia para la relación espacial (1,0). Esta matriz se interpreta de la siguiente manera: En la imagen de prueba, dos veces el pixel de referencia es 0 y su vecino a la derecha es también 0 (Primera celda). Dos veces el pixel de referencia es 0 y su vecino a la derecha es 1.

TABLA 2 - MATRIZ DE CO-OCURRENCIA (1, 0) PARA LA IMAGEN PRUEBA.

2	2	1	0
0	2	0	0
0	0	3	1
0	0	0	1

### 3.5. NORMALIZACIÓN DE LA MATRIZ

En la matriz precedente, se cuentan cada pixel de referencia con su vecino a la derecha. Si el calculo se realiza solo de este modo, usando solo una dirección, entonces el numero de veces que aparece la combinación 2,3 no es el mismo que la combinación 3,2 (por ejemplo el 3 esta a la derecha del 2 tres veces, pero a la izquierda solo una), por lo tanto la matriz no es simétrica respecto de la diagonal.

Sin embargo, la simetría es necesaria para el calculo, esto se logra si cada par de pixeles se cuentan dos veces: una vez a la derecha y otra vez a la izquierda (se intercambian los pixeles de referencia y vecino en el segundo calculo).

Para obtener una matriz simétrica, la forma mas sencilla en vez de contar dos veces, es sumarle a esta matriz su matriz traspuesta. La matriz traspuesta se logra intercambiando las filas y columnas de la matriz original.

Sumando cada elemento de la matriz original y su traspuesta, se llega a la matriz simétrica de la Tabla 3.

TABLA 3 - MATRIZ SIMÉTRICA PARA UNA RELACIÓN HORIZONTAL (DERECHA + IZQUIERDA) DE LA IMAGEN PRUEBA.

4	2	1	0
2	4	0	0
1	0	6	1
0	0	1	2

Una vez obtenida la matriz simetrica, el paso siguiente es expresar esta matriz como probabilidad. La definición mas simple de la probabilidad es: "el numero de veces que

un evento ocurre, dividido por el numero total de posibles eventos” y la ecuación para su calculo es (1)

$$P_{i,j} = \frac{V_{i,j}}{\sum_{i,j=0}^{N-1} V_{i,j}} \quad (1)$$

Donde:

$i$  es el numero de filas y  $j$  el numero de columnas

$V$  es el valor de la celda  $i,j$  en la ventana

$P_{i,j}$  es la probabilidad en la celda  $i,j$

$N$  es el numero de filas o columnas.

Considerando la imagen de prueba de 4 x 4 pixeles, y la relación (1,0) el numero total de posibles pares es de 12, como muestra la Figura 4, y para una relación horizontal (derecha mas izquierda) ese numero se duplica (24).

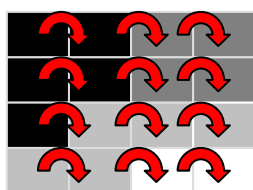


Fig. 4 - 12 pares de píxeles para una relación a la izquierda (1,0). Considerando también la relación a la derecha (-1,0) para construir la matriz horizontal, los pares se duplican.

Observando la matriz horizontal de la Tabla 3, vemos que, por ejemplo, la combinación 2,2 aparece 6 veces de las 24 posibles (12 a la derecha y 12 a la izquierda) y la combinación 2,3 solo 1 vez.

La Combinación 2,2 ocurre 6 veces sobre 24 posibles, por lo que la probabilidad es de  $\frac{1}{4}$  o 0.250. Mientras que la combinación 2,3 es de  $\frac{1}{24}$  o 0.042.

La ecuación (1) transforma la matriz de co-ocurrencia en una aproximación de tabla de probabilidad. Decimos, que es una aproximación, porque una verdadera probabilidad requiere de valores continuos, y los valores de grises son valores enteros, por lo tanto discretos.

Este proceso se denomina Normalización de la matriz. Aplicando esta ecuación a la matriz simétrica de la Tabla 3 obtenemos la matriz de la Tabla 4, donde la sumatoria de todos los elementos debe ser igual a 1, pues esta normalizada.

TABLA 4 - MATRIZ NORMALIZADA HORIZONTAL DE LA MATRIZ ORIGINAL.

0.166 (4/24)	0.083 (2/24)	0.042 (1/24)	0 (0/24)
0.083	0.166	0	0
0.042	0	0.250	0.042
0	0	0.042	0.083

Se asume que toda la información esta contenida en la matriz de dependencia espacial desarrolladas para las 4 direcciones de la figura 2. En general, cuanto mayor es el numero de la diagonal en la matriz de co-ocurrencia, mas homogénea es la textura en esa parte de la imagen que está siendo analizada.

Con respecto a la matriz de co-ocurrencia simétrica y normalizada hay algunos aspectos a resaltar:

- Los elementos de la diagonal representan pares de pixeles que no tienen diferencias en su nivel de gris. Si estos elementos tienen probabilidades grandes, entonces la imagen no muestra mucho contraste, la mayoría de los pixeles son idénticos a sus vecinos.
- Sumando los valores de la diagonal tenemos la probabilidad que un pixel tenga el mismo nivel de gris que su vecino.
- Las líneas paralelas a la diagonal separadas una celda, representan los pares de pixeles con una diferencia de 1 nivel de gris. De la misma manera sumando los elementos separados dos celdas de la diagonal, tenemos los pares de pixeles con dos valores de grises de diferencia. A medida que nos alejamos de la diagonal la diferencia entre niveles de grises es mayor.
- Sumando los valores de estas diagonales paralelas obtenemos la probabilidad que un pixel tenga 1, 2, 3, etc niveles de grises de diferencia con su vecino.

Esta suma de las diagonales se denomina **GLDV (Grey Level Difference Vector)** y también es utilizado como una medida textural en vez de la GLCM, aunque aquí no se detalla.

### 3.6. PROPIEDADES DE LA MATRIZ

#### Cuadrada:

El rango de los valores de los pixeles de referencia y el de los vecinos es el mismo, por lo tanto las filas y las columnas tienen idéntico numero.

#### Tiene el mismo numero de filas y columnas que el numero de bits de la imagen.

La imagen de prueba tiene solo 4 valores posibles (0,1,2 y 3), es decir es una imagen de 2 bits ( $2^2 = 4$ ). Los datos de 8 bits (como una banda original del satélite Landsat) tiene 256 ( $2^8 = 256$ ) posibles valores, así la matriz de co-ocurrencia es de 256 x 256, con 65536 celdas. Datos en 16 bits (ej. Una imagen Radarsat) origina una matriz de 65536 x 65536 con 429.496.720 celdas

### Es simétrica con respecto a la diagonal

Una matriz simétrica significa que los mismos valores ocurren en las celdas opuestas a la diagonal. Por ejemplo, el valor en la celda 3,2 debería ser el mismo que el valor en la celda 2,3 para que la matriz sea simétrica.

## 4. MEDIDAS DE TEXTURA

Hasta este punto se ha detallado como se crea una matriz normalizada, expresada como probabilidad, para una determinada relación espacial entre dos píxeles vecinos. Una vez construida, de esta matriz pueden derivarse diferentes medidas, en esta sección se definen algunas de ellas, y se desarrollan con mayor profundidad las medidas cuyos cálculos pueden ser realizados manualmente por su sencillez.

Las siguientes son una breve explicación de algunas medidas texturales :

- **Homogeneidad**

Se calcula mediante la ecuación (2).

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} / 1 + (i - j)^2 \quad (2)$$

Siendo  $P_{ij}$  la probabilidad de co-ocurrencia de los valores de gris  $i$  y  $j$ , para una distancia dada.

Así tenemos para el primer elemento de la matriz una probabilidad de 0.166 y los niveles de gris de los píxeles de referencia y pixel vecino de 0, por lo tanto:  $0.166 / 1 + (0-0)^2 = 0.166$ .

Del mismo modo para el segundo elemento (0,1) tenemos  $0.083 / 1 + (0-1)^2 = 0.0415$ . Sumando el resultado para todos los elementos obtenemos el valor de la medida de Homogeneidad para esta imagen y para esta relación espacial.

$$\begin{aligned} &0.166/1 + 0.083/2 + 0.042/5 + 0/10 + \\ &0.083/2 + 0.166/1 + 0/2 + 0/5 + \\ &0.042/5 + 0/2 + 0.25/1 + 0.042/2 + \\ &0/10 + 0/5 + 0.042/2 + 0.083/1 = \mathbf{0.807} \end{aligned}$$

Otra forma de realizar el calculo es en forma matricial, multiplicando la matriz de probabilidades (Tabla 4) por la matriz de pesos. Estos pesos surgen de la ecuación (2). En la Tabla 5 se presentan los pesos para calcular la homogeneidad, los pesos son menores a medida que nos alejamos de la diagonal. Sumando todos los elementos de la matriz resultado (Tabla 6) obtenemos el valor de la medida de homogeneidad.

TABLA 5 - MATRIZ DE LOS PESOS UTILIZADOS EN EL CALCULO DE LA HOMOGENEIDAD.

1	0.5	0.2	0.1
0.5	1	0.5	0.2
0.2	0.5	1	0.5
0.1	0.2	0.5	1

TABLA 6 - MATRIZ RESULTADO DE LA MULTIPLICACIÓN DE LA MATRIZ NORMALIZADA HORIZONTAL Y DE LA MATRIZ DE PESOS DE HOMOGENEIDAD.

0.166	0.042	0.08	0
0.042	0.166	0	0
0.08	0	0.250	0.021
0	0	0.021	0.083

$\Sigma$  de todos los elementos = **0.807**

La Homogeneidad es alta cuando la matriz de co-ocurrencia se concentra a lo largo de la diagonal. Esto ocurre cuando la imagen es localmente homogénea de acuerdo al tamaño de la ventana (Ver Figuras 3c y 3d).

- **Contraste**

Es lo opuesto a la homogeneidad, es decir es una medida de la variación local en una imagen. Tiene un valor alto cuando la región dentro de la escala de la ventana tiene un alto contraste.

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} (i - j)^2 \quad (3)$$

La matriz de pesos, toma valores que crecen exponencialmente a medida que nos alejamos de la diagonal (0,1,4,9 etc)

Para la diagonal central  $(0-0)^2 = (1-1)^2 = 0$ .

para la primer diagonal paralela  $(1-0)^2 = (0-1)^2 = 1$

para la segunda diagonal paralela  $(2-0)^2 = (0-2)^2 = 4$

y la tercera  $(3-0)^2 = (0-3)^2 = 9$

- **Disimilaridad**

Similar al Contraste, es alta cuando la región tiene un contraste alto.

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} |i - j| \quad (4)$$

Para construir la matriz de pesos, estos pesos crecen linealmente a medida que nos alejamos de la diagonal (0,1,2,3, etc). El valor absoluto de  $?0-0=?1-1=?$  0, son los valores de la diagonal. Las dos diagonales paralelas, a un valor de separación tienen peso 1,  $?1-0=?0-1=?2-1=?1-2?$  etc.

- **GLCM Media**

La ecuación para su calculo es la siguiente:

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} iP_{i,j} \quad (5)$$

Se hace notar la diferencia que existe entre esta GLCM media de la media aritmética de los valores de grises de los píxeles de la ventana. La media en la matriz de co-ocurrencia no es simplemente el promedio de los valores originales de los niveles de gris en la ventana. El valor del pixel no es ponderado por su frecuencia por si mismo, sino por la frecuencia de su co-ocurrencia en combinación de un determinado valor del pixel vecino.

- **Desviación Standard**

Es la desviación standard de los niveles de grises en la ventana. Es alta cuando la desviación estándar en los niveles de grises dentro de la ventana es también alta.

Las ecuaciones para el calculo de la varianza que a continuación de muestran, dan el mismo resultado tanto para i como para j, pues la matriz es simétrica.

$$\sigma_i^2 = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} (i - \mu_i)^2 \quad (6)$$

$$\sigma_j^2 = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} (j - \mu_j)^2 \quad (7)$$

Mientras que las ecuaciones para el calculo de la desviación Standard son las siguientes:

$$\sigma_i = \sqrt{\sigma_i^2} \quad \sigma_j = \sqrt{\sigma_j^2} \quad (8)$$

Esta medida se basa en la media y la dispersión alrededor de la media de los valores de las celdas de la matriz de co-ocurrencia. Como la varianza utiliza específicamente la combinación entre los píxeles de referencia y vecino, no es la misma que la varianza de los niveles de grises de la imagen original.

- **Entropía**

Es alta cuando los elementos de la matriz de co-ocurrencia tienen relativamente valores iguales. Es baja cuando los elementos son cercanos a 0 o 1 (por ejemplo cuando la imagen es uniforme dentro de la ventana)

$$\sum_{i,j} -P_{i,j} \ln(P_{i,j}) \quad (9)$$

Se asume que  $0 \cdot \ln(0) = 0$

Si,  $P_{i,j}$  es una probabilidad y toma valores entre 0 y 1, entonces el  $\ln(P_{i,j})$  siempre tomará valores de 0 o negativos.

Cuanto mas pequeño sea el valor de  $P_{i,j}$ , es decir que la ocurrencia de esa combinación de píxeles es poco común, el valor absoluto de  $\ln(P_{i,j})$  será mayor.

- **Correlación**

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} \left[ \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)}{\sqrt{(\sigma_i^2)(\sigma_j^2)}} \right] \quad (10)$$

El resultado es entre -1 y 1.

Como surge de la ecuación esta medida se calcula de una forma diferente a las anteriores medidas, por lo cual la información que suministra es esencialmente distinta, es independiente de las otras medidas. Por lo tanto es esperable que pueda ser usada en combinación con otra medida textural.

Algunas propiedades de la Correlación son:

- Un objeto tiene mas alta correlación dentro de él que entre objetos adyacentes.
- Píxeles cercanos están mas correlacionado entre si que los píxeles mas distantes

- **ASM (Angular Second Moment)**

$$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}^2 \quad (11)$$

Esta medida da valores altos cuando en la matriz de co-ocurrencia tiene pocas entradas de gran magnitud, y es baja cuando todas las entradas son similares. Es una medida de la homogeneidad local.

La raíz cuadrada del ASM se denomina Energía o Uniformidad, y también es usada como medida textural.

## 5. EJERCICIOS

La ejercitación que se plantea a los estudiantes, es que realicen el calculo de la matriz de co-ocurrencia vertical de la imagen prueba, con un pixel de separación entre píxeles de referencia y vecino.

Una vez calculada esta matriz, se procede al calculo manual de las medidas de texturas: Homogeneidad, Contraste y Disimilaridad.

Una vez comprendido como se realiza el calculo y realizada la ejercitación manual mediante la ayuda de calculadora u hoja de calculo, se procede a trabajar con imágenes satelitales de una zona específica. Mediante un



programa de procesamiento digital se obtienen diferentes medidas texturales, con varios tamaños de ventana y distintas relaciones espaciales entre dos píxeles. Finalmente se interpretan las imágenes derivadas.

## 6. RESULTADOS

A los fines de ejemplificar los resultados que se obtienen mediante la utilización de un programa de calculo de texturas, en este caso el programa PCI-Geomatics, se muestran en la Figura 5 medidas de la Homogeneidad de la Banda 4 de una imagen Landsat calculada con dos diferentes tamaños de ventana, 5x5 y 25x25. Allí se observa claramente como el cuerpo de agua, que es una región homogénea de la imagen, adquiere valores altos, representados en blanco, para ambos tamaños; ocurre lo mismo en algunos lotes agrícolas grandes. En cambio, en la región ubicada al SO del cuerpo de agua, donde la cobertura del suelo es muy heterogénea, los valores son bajos, sobre todo para la ventana de 25 píxeles de lado.

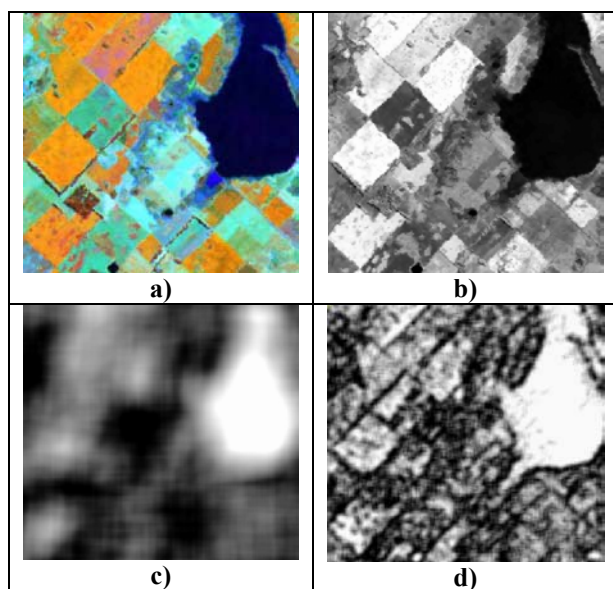


Fig. 5 - a) En esta figura se muestra una porción de imagen Landsat ETM, en composición RGB: 4,5,3. Donde se observan campos agrícolas, un cuerpo de agua y cortinas forestales. En b) se muestra la Banda 4. En c) y d) las texturas de Homogeneidad derivadas con distintos tamaños de ventana 25x25 en c) y 5x5 en d), ambas para la relación espacial de (1,1). Los valores mas altos están representados en blanco.

## 7. CONSIDERACIONES FINALES

Las medidas texturales descriptas en la Sección 4, podrían agruparse en función de como son asignados por pesos en las ecuaciones, así tenemos un primer grupo donde los pesos están relacionados con la distancia a la diagonal, aquí están: Contraste, Disimilaridad y Homogeneidad.

Un segundo grupo donde se asignan los pesos directamente con la probabilidad, y hacen referencia al

orden de los valores dentro de la ventana; en este grupo se encuentra ASM y Energía. Y Finalmente un grupo de medidas que se hacen referencia a estadísticas descriptivas como la Media, la Varianza o Desviación Standard y la Correlación.

Generalmente, las medidas contenidas en el mismo grupo aportan el mismo tipo de información, y están correlacionadas entre ellas, algunas positiva y otras negativamente.

De las medidas que propuso Haralick las 3 mas ampliamente utilizadas son **Angular Second Moment (ASM), Contraste y Correlación**.

Aunque las medidas texturales han sido incorporadas en las clasificaciones multiespectrales, aun no se ha adoptado algún algoritmo de calculo lo suficientemente efectivo.

Además las medidas texturales derivadas para un tipo de aplicación como por ejemplo uso del suelo, no son necesariamente útiles cuando se aplican a otro problema geográfico, como la identificación de unidades geomorfológicas.

Además, algunas variables centrales en el computo de estas medidas, como el tamaño de la ventana, son aun establecidas empíricamente, lo cual hace difícil la comparación de estudios cuando muchas variables no son mantenidas como constantes.

Finalmente, los resultados de estos cálculos no son números enteros, por lo cual se deben manejar bandas o canales en 32 bits, de lo contrario el valor se redondearía perdiéndose información. Luego podría re-escalarsse a 8 bits si fuera necesario.

## 8. REFERENCIAS

- Franklin S.E., 2001, Remote Sensing for Sustainable Forest Management, Ed. Lewis Publishers, pp 407.
- Hall-Beyer M., 2003, GLMC Texture: A tutorial [http://www.ucalgary.ca/~mhallbey/texture/texture\\_tutoria1.html](http://www.ucalgary.ca/~mhallbey/texture/texture_tutoria1.html)
- Haralick R.M, Shanmugan K and Dinstein I., 1973, Textural features for image classification, IEEE Transaction on System, Man and Cybernetics, Vol SMC-3 N° 6, pp 610-621.
- Jensen J.R., 1996, Introductory Digital Image Processing (Second Edition), Ed. Prentice Hall, pp 316.
- Marceau D.J., Howarth P.J., Dubois J-M and Gratton D.J., 1990, Evaluation of grey level co-occurrence matrix method for land cover classification using SPOT imagery, IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, Vol 28, N° 4, pp 513-519.



- Moskal L.M. and Franklin S.E., 2002, Multi-layer Forest Stand Discrimination with spatial co-occurrence texture analysis in high spatial detail airborne imagery, Geocarto International, Vol 17, N° 4, pp 53-65.

- Presutti M.E., Franklin S.E., Moskal L.M. and Dickson E.E., 2001, Supervised classification of multisource satellite image spectral and texture data for agricultural crop mapping in Buenos Aires Province, Argentina. Canadian Journal of Remote Sensing, Vol. 27 N° 6., pp 679-684.