



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTONOMA
DE MEXICO

FACULTAD DE INGENIERIA

APROXIMACION ESTADISTICA PARA LA
SEGMENTACION DE FOTOGRAFIA AEREA
DE ALTA RESOLUCION

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL TITULO DE:
INGENIERO EN COMPUTACION
P R E S E N T A :
DAVID ISRAEL MORALES AVILA



DIRECTOR DE TESIS:
DR. MIGUEL MOCTEZUMA FLORES

MEXICO, D. F. ,

ENERO DE 2004.



Universidad Nacional
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

Biblioteca Central



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

ESTA TESIS NO SALE
DE LA BIBLIOTECA



Autorizo a la Dirección General de Bibliotecas de la UNAM a difundir en formato electrónico e impreso el contenido de mi trabajo recepcional.

NOMBRE: David Israel

Morales Avila

FECHA: 26-1-04

FIRMA: [Firma]

**UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA
DE MÉXICO**

FACULTAD DE INGENIERÍA

**APROXIMACIÓN ESTADÍSTICA PARA LA
SEGMENTACIÓN DE FOTOGRAFÍA AÉREA
DE ALTA RESOLUCIÓN**

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE:

INGENIERO EN COMPUTACIÓN

P R E S E N T A

DAVID ISRAEL MORALES AVILA



DIRECTOR DE TESIS:

DR. MIGUEL MOCTEZUMA FLORES

MÉXICO, D. F. ENERO 2004

Agradecimientos

A mis padres por su gran apoyo, cariño y comprensión a lo largo de mi vida, así como por los sabios consejos que me brindaron desde mi infancia para ser una persona preparada con una base firme para afrontar la vida con mayor probabilidad de alcanzar el éxito.

A Jasiel, Daniel, Miguel y Pablo por el amor, dedicación y apoyo que siempre me han brindado.

Al Dr. Miguel Moctezuma Flores por su confianza, apoyo y los consejos brindados para la realización de este proyecto.

A la Facultad de Ingeniería por la gran formación recibida dentro y fuera de sus aulas.

A la División de Estudios de Postgrado de la Facultad de Ingeniería (DEPFI) por haberme abierto sus puertas para el desarrollo de esta tesis.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por el apoyo otorgado para la realización de esta tesis.

INDICE

1. Introducción.

1.1 Objetivo	2
1.2 Definición del problema	2
1.3 Antecedentes del tema	3
1.4 Metodología empleada	3

2. Fundamentos de Percepción remota.

2.1 Descripción general	6
2.2 Principios y Fundamentos	7
2.2.1 Sistemas sensores	7
2.2.2 Vecindades	10
2.2.3 Espectro electromagnético	11
2.3 Aplicaciones	16

3. Principales satélites de Percepción remota.

3.1 ENVISAT	21
3.2 SPOT	23
3.3 IKONOS	30

4. Análisis de texturas.

4.1 Definición de textura	36
4.2 Matriz de co-ocurrencia en niveles de gris (GLCM)	37
4.2.1 Propuesta de algoritmo rápido para calcular GLCM	39
4.2.2 Descriptores de textura de Haralick	43
4.3 Suma y diferencia de histogramas(SADH)	46
4.3.1 Descriptores de textura para SDH	47
4.4 Vector de diferencias en niveles de gris (GLDV)	48

5. Fusión de datos.

5.1 Fusión de datos	52
---------------------------	----

6. Aproximación estadística de segmentación.

6.1 Métodos de segmentación	57
-----------------------------------	----

7. Resultados.	
7.1 Imágenes de textura de “bosque2” a 32 niveles de gris por GLCM	63
7.2 Imágenes de textura de “bosque2” a 64 niveles de gris por GLCM	68
7.3 Imágenes de textura de “bosque3” a 32 niveles de gris por GLCM	72
7.4 Imágenes de textura de “bosque3” a 64 niveles de gris por GLCM	76
7.5 Imágenes de textura de “bosque2” a 32 niveles de gris por SDH	80
7.6 Imágenes de textura de “bosque2” a 64 niveles de gris por SDH	83
7.7 Imágenes de textura de “bosque3” a 32 niveles de gris por SDH	87
7.8 Imágenes de textura de “bosque3” a 64 niveles de gris por SDH	90
7.9 Fusión de datos utilizando GLCM	94
8. Conclusiones.	102
9. Bibliografía.	105

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

Durante su evolución el hombre descubrió lo importante que es el estudio del entorno que lo rodea ya sea por necesidad o curiosidad, para poder cazar, vivir y desarrollarse. Esto ha llevado a desarrollar lo que hoy se conoce como percepción remota.

La percepción remota es una ciencia que estudia una escena sin que se tenga que entrar en contacto con los elementos que la componen, utiliza diferentes clases de instrumentos para obtener imágenes del entorno. Uno de los instrumentos mayormente utilizados para obtener imágenes de percepción remota apareció gracias al desarrollo tecnológico del satélite, este utilizando instrumentos de muy alta resolución en diferentes bandas del espectro electromagnético puede obtener imágenes de nuestro planeta y del universo.

A las imágenes obtenidas mediante estos instrumentos, se les aplican algoritmos para poder resaltar y distinguir mejor sus diferentes características como la textura, y sus descriptores como: contraste, sombras, energía, homogeneidad, entropía, correlación etc. Lo anterior para poder segmentar una imagen en dos áreas principales, las áreas urbanas y las no urbanas.

La segmentación de una escena es un elemento muy importante en la percepción remota, ya que esta tiene entre otras aplicaciones el desarrollo de zonas urbanas, de la agricultura, la geología, la hidrología y la climatología.

1.1 OBJETIVO

El objetivo de esta Tesis es desarrollar a través de métodos de análisis de texturas y técnicas de fusión de datos un esquema estadístico para la segmentación de fotografía aérea de alta resolución.

1.2 DEFINICIÓN DEL PROBLEMA

En ciudades como México D. F., existen dificultades crecientes, originadas por la falta de información de las estructuras urbanas, así como del dinamismo de evolución de estas. El estudio y evaluación de fenómenos que evolucionan a corto plazo como inundaciones, incendios forestales, etc. y a largo plazo como crecimiento urbano, erosiones, deforestaciones, etc., constituyen problemas aún sin resolver por las aproximaciones tradicionales de planeación y modelado urbano. Es en este contexto que las tecnologías contemporáneas de Procesamiento digital de imágenes y de Percepción remota se sitúan como fuentes de datos útiles a los sistemas de información.

La región del valle de la ciudad de México constituye la región de estudio. Fotografías aéreas de alta resolución son necesarias para poder definir algoritmos más funcionales y robustos a los reportados en la literatura, para procesos de segmentación y detección de elementos de escenas urbanas. Para diversas aplicaciones, el procesamiento de imágenes permanece como un problema solo parcialmente resuelto.

1.3 ANTECEDENTES DEL TEMA

El hombre siempre ha querido conocer y distinguir el ambiente que lo rodea, de aquí se desprende el estudio de los diferentes instrumentos y formas de utilizar la información de acuerdo a sus necesidades. Gracias a esto se han desarrollado campos de estudio de visión, reconocimiento de patrones y la Percepción Remota.

El origen de la percepción remota se liga a los experimentos de Newton (1822), quien constató que un rayo luminoso (luz blanca), al atravesar un prisma, se desdobra en un espectro de colores. Desde entonces los científicos han ampliado sus estudios al respecto. Se realizaron experimentos en donde la luz blanca se ve como una síntesis de diferentes tipos de luz, una especie de vibración compuesta de muchas vibraciones diferentes. Posteriormente, se descubrió que cada color descompuesto en el espectro corresponde a una temperatura diferente.

Gracias a diferentes experimentos, los científicos probaron que la onda de luz es una onda electromagnética, mostrando que la luz visible es sólo una de las diferentes especies de ondas electromagnéticas.

Es evidente que la Percepción Remota es fruto de un esfuerzo multidisciplinario que envuelve avances en la física, físico-química, química, geociencias, computación, mecánica, etc.

1.4 METODOLOGÍA EMPLEADA

Para lograr la segmentación estadística utilizando análisis de texturas y fusión de datos, se escogió una imagen de la Ciudad de México que presenta regiones urbanas y no urbanas, para que mediante los algoritmos propuestos se pudiera realizar su segmentación en forma semiautomática. El método propuesto para segmentar las imágenes utiliza los siguientes pasos, primero se disminuyen los niveles de gris de la imagen a segmentar por motivos de capacidad computacional y tiempo de procesamiento, estas imágenes son trasladadas a un algoritmo que calcula las matrices de co-ocurrencia para toda la imagen mediante un algoritmo rápido propuesto. Debido al alto tiempo de procesamiento y recursos utilizados para calcular la GLCM y los descriptores de textura de Haralick, uno de los alcances de esta tesis es el desarrollo de un método rápido para el cálculo de esta. A estas matrices se les aplican los descriptores de textura de Haralick y se obtienen las imágenes de los descriptores de textura, para después realizar una binarización de estas por un método iterativo de correlación. A las imágenes seleccionadas se les aplica un método de fusión de datos para obtener una imagen binaria que muestra la segmentación de las regiones urbanas y no urbanas, un esquema del método propuesto es mostrado en la Figura 1.

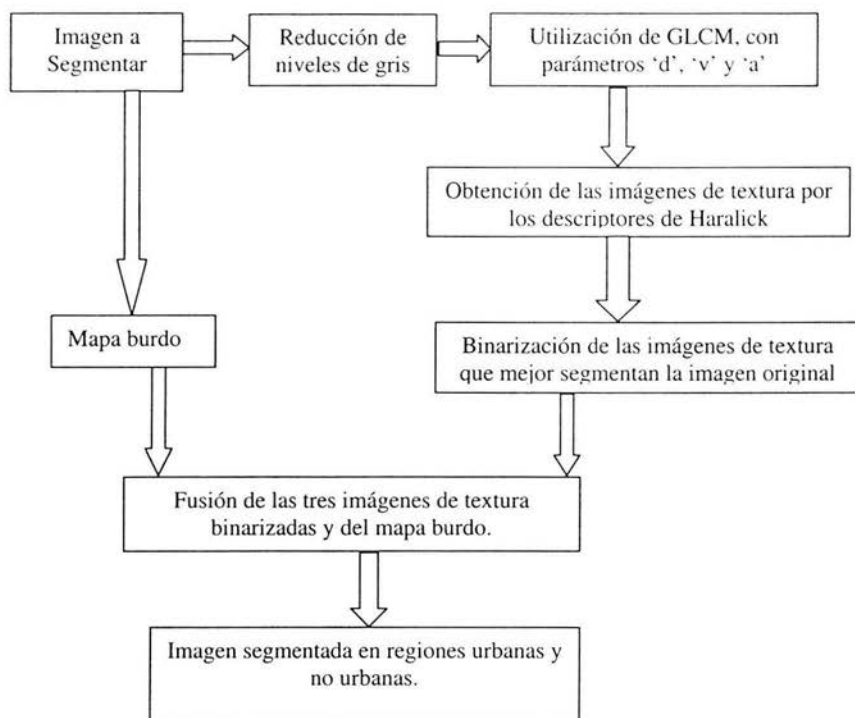


Figura 1 Metodología propuesta para segmentar en regiones urbanas y no urbanas una imagen pancromática.

CAPÍTULO 2

FUNDAMENTOS DE PERCEPCIÓN REMOTA

2.1 DESCRIPCIÓN GENERAL

El hombre se ha caracterizado desde la antigüedad por tener mucha curiosidad sobre el entorno que lo rodea, tanto a distancias cortas como a grandes distancias. Por ello siempre busca la manera de proveerse de herramientas que lo ayuden a lograr su objetivo. Al principio utilizaba lo que tenía a su alcance como árboles o montañas en las que podía trepar para alcanzar a ver más lejos. En la actualidad se cuenta con grandes conjuntos de telescopios, observatorios, aviones, plataformas espaciales y satélites de observación entre otras herramientas utilizadas para obtener información visual de nuestro planeta o del espacio.

Desde la época de los globos aerostáticos y los primeros aviones, el hombre ha quedado fascinado al poder observar la tierra desde el cielo, ya que esto proporciona una gran cantidad de información sobre nuestro entorno. Recientemente gracias a los avances en la tecnología, se pueden tomar fotografías de alta resolución de nuestro planeta, y es aquí donde entra la Percepción Remota o Teledetección que es la ciencia de obtener información analizando los datos adquiridos mediante algún dispositivo que no está en contacto físico con el objeto de estudio.

La Percepción Remota se remonta a la primera célula fotosensible que existió, la materia al reflejar la luz proveniente del sol la proyectaba en la célula fotosensible, y esta captaba la luz. Así los elementos básicos de la percepción remota son una fuente emisora de luz, un objeto que refleje la luz, un sensor capaz de captar la luz que el objeto refleja, y una parte que procese la información. El ejemplo más común es la visión del hombre, el sol envía luz hacia la tierra, la luz impacta en los árboles o caminos y estos reflejan los rayos que no absorben, estos rayos reflejados son captados por el ojo humano para que después el cerebro procese los datos obtenidos.



Figura 2-1 Visión Humana.

2.2 PRINCIPIOS Y FUNDAMENTOS

La historia de la Percepción Remota comenzó hace unos 600 millones de años, cuando alguna forma inferior de vida animal diferenció algunas de sus células, volviéndolas fotosensibles. También durante millones de años dicho rudimento fotosensible evolucionó convirtiéndose en un poderoso y sofisticado sensor, el ojo humano. Este tuvo un imitador mecánico, la cámara fotográfica, que hizo su aparición hace algo más de un siglo y que fue mejorada durante la década de 1930 para ser aplicada a la fotografía aérea. La Segunda Guerra Mundial dio un gran impulso a la fotografía aérea así como a otras formas de percepción remota. Sin embargo, el mayor avance en esta disciplina se produjo en la década de 1960 cuando las plataformas satelitales reemplazaron a las aéreas y los sensores electrónicos multiespectrales, acoplados a computadoras, reemplazaron las cámaras fotográficas. La Figura 2-2 muestra un esquema de capturar información al utilizar plataformas satelitales.



Figura 2-2 Utilización del satélite para capturar información.

2.2.1 SISTEMAS SENSORES

Como ya fue mencionado, todos los materiales y fenómenos naturales absorben, reflejan y emiten radiaciones electromagnéticas. Con el desarrollo tecnológico actual es posible medir con una precisión razonable y a distancia, las propiedades espectrales de materiales y fenómenos distantes. Cualquier sistema sensor presenta los componentes mostrados en la Figura 2-3 necesarios para capturar la radiación electromagnética.

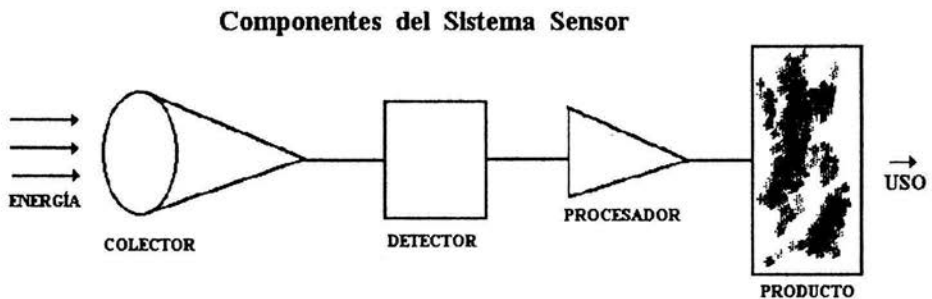


Figura 2-3 Sistema sensor.

Componentes del Sistema Sensor.

colector = recibe la energía a través de una lente, espejo, antenas, ...
detector = capta la energía colectada de una determinada faja del espectro;
procesador = la señal registrada es sometida a un procesamiento (revelado, ampliación,...etc.) a través del cual se obtiene el producto;
producto = contiene la información necesaria para el usuario.

Tipos de Sensores

Los sensores pueden ser clasificados en función de la fuente de energía o del tipo de producto que producen.

En función de la fuente de energía:

- **Pasivos:** no poseen una fuente propia de radiación. Miden la radiación solar reflejada o la radiación emitida por los albos. Por ejemplo, los sistemas fotográficos.
- **Activos:** poseen su propia fuente de radiación electromagnética, trabajando en fajas restringidas del espectro. Por ejemplo, los radares.

En función del tipo de producto:

- **No imageadores:** no generan una imagen de la superficie observada. Por ejemplo, los radiómetros (salida en dígitos o gráficos) y los espectro radiómetros (firma espectral).

Son esenciales para la adquisición de información precisa sobre el comportamiento espectral de los objetos de la superficie terrestre.

- **Imageadores:** se obtiene como resultado una imagen de la superficie observada. Suministran información sobre la variación espacial de la respuesta espectral de la superficie observada.

B.1 - **sistema de cuadro** ("framing systems"): adquieren la imagen de la totalidad de la escena en un mismo instante, por ejemplo: RBV.

B.2 - **sistema de barrido** ("scanning systems") por ejemplo: TM, MSS, SPOT.

B.3 - **sistema fotográfico**

Los imageadores no fotográficos (sistema de imageamiento de barrido) se originaron para cubrir la laguna dejada por los problemas inherentes al uso del más difundido sensor óptico, la cámara fotográfica. Esta, a pesar de presentar condiciones más fáciles de operación y costos, tiene una limitación en captar la respuesta espectral, debido a que las películas cubren solamente el espectro del ultravioleta próximo al infrarrojo lejano.

También este tipo de sensor limita las horas de sobrevuelo, ya que debido a fenómenos atmosféricos no es posible observar frecuentemente el suelo, a grandes altitudes.

Como los datos de estos sensores no fotográficos son colectados en forma de señal eléctrica, estos datos podrán ser fácilmente transmitidos para estaciones distantes, donde un procesamiento electrónico hará el análisis discriminatorio. La Tabla 2-1 presenta un análisis comparativo de los sensores fotográficos e imageadores de barrido.

Tabla 2-1 Comparativos de Sensores fotográficos e imageadores de barrido.

	Imageamiento por sensores fotográficos.	Imageamiento por sensores de barrido.
Resolución geométrica	alta *	Media
Resolución espectral	media	alta *
Frecuencia	baja	alta *
Visión sinóptica	baja	alta *
Base de datos	analógica	digital *

* mayor ventaja sobre la otra

Resolución de un sistema sensor

La resolución de un sistema sensor puede ser definida como la habilidad de registrar información de detalle, discriminándola. En ésta se refiere a un sistema sensor, por lo que la resolución se refiere al conjunto del equipo y no a cada una de sus partes. Por ejemplo una mejora en el sistema de lentes no necesariamente implica poder adquirir imágenes con más detalle, si es que no se mejora la cantidad de información que puede almacenar el dispositivo de archivo final.

Los términos de "información de detalle" y "discriminándola" también merecen otra mirada. Ambos dependen del propósito y escala tempo-espacial del proyecto a llevarse a cabo. Ej. El que un sensor pueda determinar la temperatura en una zona de 500m por lado no implica que pueda detectarla con una precisión mejor que uno que lo hace en zonas de 1 km. de lado; esto porque detalle no sólo se refiere al detalle espacial que proporciona el sensor, sino que también al número y anchura de las bandas que alberga, a su cadencia temporal y a su capacidad para distinguir variaciones en la energía que detecta. En resumen, el concepto de resolución implica, al menos, cuatro manifestaciones: espacial, espectral, radiométrica y temporal.

Resolución espacial

Este concepto designa al objeto más pequeño que puede ser distinguido sobre una imagen en un sistema. Se mide en unidades de longitud sobre el terreno y depende de la apertura focal de la cámara (resolución angular) y de su altura sobre la superficie. En los sensores óptico electrónicos, se prefiere utilizar el concepto de IFOV (Instantaneous Field Of View). El que se define como la sección angular, medida en

radianes, observada en un momento determinado. No obstante se suele utilizar la distancia sobre el terreno que corresponde a ese ángulo. En resumen corresponde al tamaño de la mínima unidad de información incluida en la imagen, que se denomina pixel. La resolución espacial de un sensor abarca un espectro que va desde los 10x10m en el SPOT-HRV, los 120x120m del LANDSAT térmico, los 500 a 1100 m por lado del Nimbus-CZCS o NOAA-AVHRR a los satélites meteorológicos de órbita geostacionaria (Meteosat, GOES, GMS) con IFOVs de 5 Km o más.

Resolución espectral

Indica el número y anchura de las bandas espectrales que puede detectar un sensor. Un sensor será "mejor" mientras más bandas proporcione y mientras más estrechas sean éstas.

Resolución radiométrica

Hace mención a la sensibilidad del sensor, esto es, a la capacidad de detectar variaciones en la radiancia espectral que recibe. El número máximo de niveles digitales que puede detectar un sensor óptico-electrónico es lo que recibe el nombre de resolución radiométrica. Los primeros sensores ofrecían 64 o 128 niveles digitales, actualmente ofrecen más de 1024.

Resolución temporal

Se refiere a la frecuencia de cobertura que proporciona el sensor, *i.e.* a la periodicidad con que éste adquiere datos de la misma porción de la superficie terrestre. El ciclo de cobertura es función de la órbita del satélite (altura, velocidad, inclinación), así como del diseño del sensor, principalmente al ángulo de observación y de abertura.

2.2.2 VECINDADES

Adyacencia

Dos píxeles son adyacentes si y sólo si, ellos tienen en común una de sus fronteras, o al menos una de sus esquinas. La Figura 2-4 muestra píxeles adyacentes.



Figura 2-4 Píxeles adyacentes. (a) adyacentes por frontera, (b) adyacente por esquina.

Píxel Vecino

Dos píxeles son vecinos, si los mismos cumplen con la definición de adyacencia. Si los píxeles comparten una de sus fronteras se dice que los mismos son "Vecinos Directos", si por el contrario solo se tocan en una de sus esquinas se llaman "Vecinos Indirectos".

Vecindad

Una vecindad de un píxel p_0 denotada como V_p , es una submatriz M_{KL} de tamaño $K \times L$, con K y L enteros impares pequeños, contenida en la matriz imagen (I_{MN}), la cual esta formada por un número finito de píxeles vecinos o no de p_0 .

$$V_p = \{p : p \in M_{KL}\}; \quad M_{KL} \subset I_{MN}; \quad K = L = 3, 5, 9.$$

Se puede observar en la Figura 2-5 vecindades de 4 y 8 píxeles, donde (a) esta formada por píxeles que son vecinos directos, mientras que (b) esta formada tanto por vecinos directos como por indirectos.

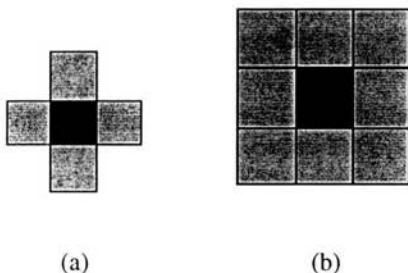


Figura 1.2. Vecindades, (a) vecindad de 4, (b) vecindad de 8

En el desarrollo de técnicas de procesamiento de imágenes, que involucren el análisis de una determina región de la escena digital, es posible encontrar vecindades de 5×5 y Hasta de 9×9 ; básicamente la definición de las dimensiones de la matriz vecindad, depende de la técnica que se este desarrollando.

2.2.3 ESPECTRO ELECTROMAGNÉTICO

La radiación (ondas) electromagnética está constituida por diversas características físicas (intensidad, longitud de onda, frecuencia, energía, polarización, etc.). Independientemente de esas características, todas las ondas electromagnéticas son esencialmente idénticas, presentando independencia con relación a la existencia o no de un medio de propagación (propiedad importante de este proceso de transferencia de energía). Esta independencia es fácil de entender a través de la Figura 2-6, el campo eléctrico y el campo magnético son perpendiculares entre sí y ambos oscilan

perpendicularmente a la dirección de propagación de la onda, así el campo eléctrico genera un campo magnético y el campo magnético genera un campo eléctrico.

Donde: E = Campo eléctrico

M = Campo magnético

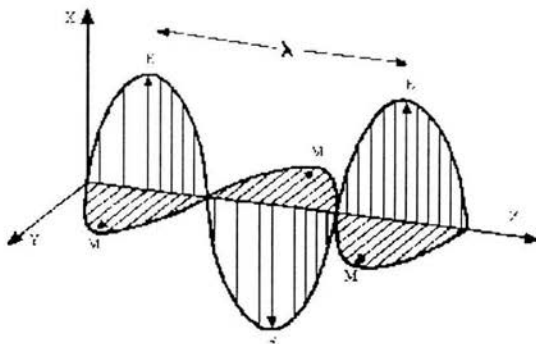


Figura 2-6 Gráficas del campo eléctrico y magnético.

La velocidad de propagación de la onda electromagnética en el vacío corresponde a la velocidad de la luz (3×10^8 m/s). El número de ondas que pasa por un punto del espacio en un determinado tiempo, define la frecuencia (f) de la radiación. La frecuencia de onda es directamente proporcional a la velocidad de propagación de la radiación. Cuanto mayor es la velocidad de propagación de la onda, mayor es el número de ondas que pasarán por un punto en un tiempo dado (t) y mayor será su frecuencia. La velocidad de propagación (v) en un medio dado es constante.

La onda electromagnética también puede ser caracterizada por la longitud de onda (lambda) que puede expresarse por la ecuación:

$$\lambda = v / f$$

La faja de longitud de onda o frecuencias en que se puede encontrar la radiación electromagnética es ilimitada. Con la tecnología disponible actualmente, se puede generar o detectar la radiación electromagnética en una extensa faja de frecuencia, que se extiende de 1 a 1024 Hz, o longitudes de onda en la faja de 108 metros a 0,01A.

Este espectro es subdividido en fajas, representando regiones que poseen características peculiares en términos de los procesos físicos, generadores de energía en cada faja, o de los mecanismos físicos de detección de esta energía. Dependiendo de la región del espectro, se trabaja con energía (electro-volts), longitudes de onda

(micrómetro), o frecuencia (hertz). Por ejemplo: en la región de los rayos gama y cósmicos, se usa energía; en la región entre ultravioleta e infrarrojo, se usa longitud de onda; y en la región entre microondas y radio, se utiliza frecuencia. Las principales fajas del espectro electromagnético se describen a continuación y están representadas en la Figura 2-7.

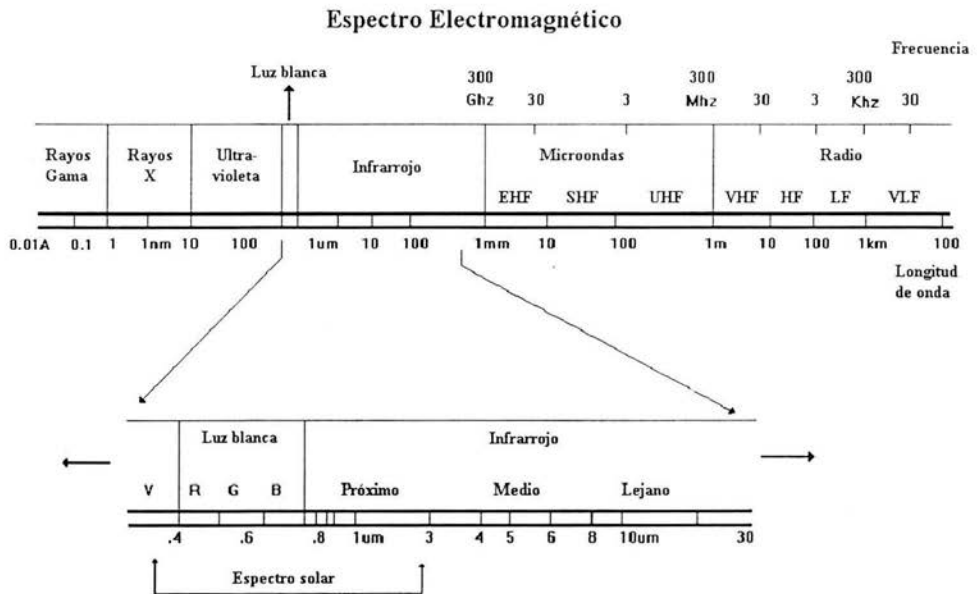


Figura 2-7 Espectro Electromagnético.

Ondas de radio: bajas frecuencias y grandes longitudes de onda. Las ondas electromagnéticas en esta faja son utilizadas para la comunicación a larga distancia, ya que, además de ser poco atenuadas por la atmósfera, son reflejadas por la ionosfera, propiciando una propagación de largo alcance.

Microondas: se sitúan en la faja de 1 mm a 30 cm o 3×10^{11} a 3×10^9 Hz. En esta faja de longitudes de onda se puede construir dispositivos capaces de producir haces de radiación electromagnética altamente concentrados, llamados radares. La poca atenuación por la atmósfera o por las nubes, hace propicio un excelente medio para uso de sensores de microondas en cualquier condición climática.

Infrarrojo: de gran importancia para la Percepción Remota. Engloba la radiación con longitudes de onda de $0,75 \mu\text{m}$ a $1,0 \text{ mm}$. La radiación infrarroja es fácilmente absorbida por la mayoría de las sustancias (efecto de calentamiento).

Visible: es definida como la radiación capaz de producir la sensación de visión para el ojo humano normal. Presentan una pequeña variación de longitud de onda (380 a 750 nm). Importante para la Percepción Remota, ya que las imágenes obtenidas en esta faja, generalmente presentan una excelente correlación con la experiencia visual del intérprete.

Ultravioleta: extensa faja del espectro (10 nm a 400 nm). Películas fotográficas son más sensibles a la radiación ultravioleta, que a la luz visible. Esta faja es utilizada para la detección de minerales por luminiscencia y polución marina. Uno de los grandes obstáculos para la utilización de esta región del espectro, es la fuerte atenuación atmosférica.

Rayos X: Faja de 1 Å^o a 10 nm (1 Å^o = 10⁻¹⁰ m). Son generados predominantemente, por la parada o frenada de electrones de alta energía. Por estar constituido por fotones de alta energía, los rayos X son altamente penetrantes, siendo una poderosa herramienta en la investigación sobre la estructura de la materia.

Rayos GAMA: son los rayos más penetrantes de las emisiones de sustancias radioactivas. No existe, en principio, límite superior para la frecuencia de las radiaciones gama, aunque se encuentre aún una faja superior de frecuencias para la radiación, conocida como rayos cósmicos.

* La faja más utilizada en Percepción Remota está entre 0,3 μm y 15,0 μm , la cual se conoce como espectro óptico. En esta faja, los componentes ópticos de reflexión y refracción tales como lentes, espejos y prismas, son utilizados para coleccionar y reorientar la radiación.

Fuentes de radiación electromagnética

Las fuentes de radiación electromagnética (REM) pueden ser divididas en naturales (sol, tierra, radioactividad) y artificial (radar, láser, entre otras).

El sol es la fuente natural más importante, ya que al interactuar su energía con las diversas sustancias de la superficie de la Tierra, origina una serie de fenómenos (reflexión, absorción, transmisión, luminiscencia, calentamiento, ...) investigados por la Percepción Remota.

Cualquier fuente de energía electromagnética es caracterizada por su espectro de emisión, el cual puede ser continuo o distribuido en fajas discretas. El sol, por ejemplo, emite radiación distribuida continuamente en una faja que va de los rayos X hasta la región de microondas, aunque concentrado en el intervalo de 0,35 μm - 2,5 μm .

Toda sustancia con temperatura superior al cero absoluto (0° K ó -273° C) emite radiación electromagnética, como resultado de sus oscilaciones atómicas y moleculares. Esta radiación emitida puede incidir sobre la superficie de otra sustancia pudiendo ser

reflejada, absorbida o transmitida. En el caso de la absorción, la energía es generalmente reemitida, con diferentes longitudes de onda.

En la práctica, los cuatro procesos: emisión, absorción, reflexión y transmisión ocurren simultáneamente y sus intensidades relativas caracterizan la sustancia que está siendo investigada. Dependiendo de las características físicas y químicas de la sustancia, los cuatro procesos ocurren en diferentes regiones del espectro con intensidades distintas. Este comportamiento espectral de las diversas sustancias es denominado firma espectral y es utilizado en Percepción Remota, para distinguir diversos materiales entre sí.

Efectos atmosféricos en la propagación de la Radiación Electromagnética

Cuando se colecta una información a través de un sensor remoto, sea en satélite o aeronave, la mayoría de las veces la señal colectada corresponde a la radiación proveniente del sol, que interactúa con la atmósfera hasta alcanzar el albedo y retorna al sensor interactuando nuevamente con la atmósfera. Así la señal medida será la radiación emitida por el albedo, la señal siempre interactúa con la atmósfera hasta alcanzar el sensor.

Existen regiones del espectro electromagnético en las cuales la atmósfera es opaca, es decir, no permite el paso de la radiación electromagnética. Estas regiones definen las "bandas de absorción de la atmósfera". Las regiones del espectro electromagnético en las que la atmósfera es transparente a la radiación electromagnética proveniente del sol, son conocidas como "ventanas atmosféricas".

De esta manera, los siguientes factores interfieren en la Percepción Remota y siempre deben ser asociados con la atmósfera: absorción, efectos de masa de aire, dispersiones debido a moléculas gaseosas o partículas en suspensión, refracción, turbulencias, emisión de radiación por los constituyentes atmosféricos, entre otros.

Así, se puede concluir que la atenuación de la radiación es igual a la suma de la absorción más la atenuación.

Absorción:

La energía de un haz de radiación electromagnética es transformada en otras formas de energía. Es una atenuación selectiva observada en varios constituyentes, tales como vapor de agua, ozono y monóxido de carbono. En muchos casos, la absorción puede ser despreciada por ser muy pequeña.

Dispersión:

La energía de un haz de radiación electromagnética es removida por cambios de dirección. Al interactuar con la atmósfera, por el proceso de dispersión, generará un campo de luz difusa, que se propagará en todas las direcciones.

Existen tres tipos de dispersión:

- (a) **Dispersión Molecular o Rayleigh**: producida esencialmente por las moléculas de los gases de la atmósfera. Este tipo de dispersión se caracteriza por el hecho de que su intensidad es inversamente proporcional a la cuarta potencia de la longitud de onda ($E = 1/\lambda^4$), lo que explica la coloración azul del cielo, donde la longitud de onda en esta faja es menor.
- (b) **Dispersión MIE**: ocurre cuando el tamaño de las partículas que causan la dispersión es similar a la longitud de onda de la radiación.
- (c) **Dispersión no selectiva**: ocurre cuando los diámetros de las partículas son mayores que la longitud de onda. La radiación de diferentes longitudes de onda será dispersa con igual intensidad. La apariencia blanca de las nubes es explicada por este proceso.

* La atenuación de la radiación puede explicar también el color rojizo del atardecer, ya que las menores longitudes de onda (azul) de la luz quedan retenidas en donde la atmósfera tiene un espesor mayor, pasando la componente roja de la luz solar.

** Debido a los factores de atenuación es importante planificar bien, antes de la adquisición de los datos y de dar inicio a los procesos de interpretación.

2.3 APLICACIONES

La fotografía con luz ordinaria es bastante buena para determinados fines, por ejemplo levantar mapas más precisos. Los primeros satélites demostraron que en algunos mapas del Océano Pacífico se habían situado ciertas islas pequeñas hasta 16 Km fuera de su posición correcta. Pero la mejor forma de obtener resultados de las imágenes es cuando se toman a diferentes longitudes de onda. Tres de ellas son visibles: azul, verde, y roja; las otras cuatro son infrarrojas o de longitud de onda cercana al infrarrojo, y son imperceptibles para el ojo humano.

Estas diferentes bandas de color permiten a los científicos distinguir entre clases de terreno y de vegetación. En forma limitada, es posible hacer esto a simple vista. Las hojas de las coníferas, por ejemplo, son de un verde más azulado que las de un árbol de hojas deciduas. Pero esta comparación sólo comprende las longitudes de onda verde y azul. Al observar todas las bandas de color, se descubre una "huella dactilar" distintiva de cada tipo de planta, más brillante cuando es vista bajo ciertas longitudes de onda y más oscura en otras. El contraste entre diferentes tipos de vegetación se ve más claramente en las longitudes infrarrojas que en las visibles. Los colores de las fotografías, por lo tanto, se modifican de manera que la radiación infrarroja, normalmente imperceptible, aparezca de color visible. Por lo general, las imágenes infrarrojas se colorean de rojo; las que de ordinario son rojas, de verde, y las verdes de azul.

Los tonos de rojo en cada plantación corresponden a la forma en que cada planta refleja los rayos infrarrojos, y permiten a los científicos identificar con precisión las especies vegetales.

La fotografía infrarroja por satélite también permite establecer la sequedad de una región. La cantidad de agua en las hojas de una planta determina el volumen de radiación infrarroja que refleja. Las imágenes de la longitud de onda apropiada permiten establecer si a las plantas les falta agua, y en esa forma los agricultores pueden controlar la irrigación y predecir las sequías.

Los geólogos también utilizan imágenes de satélite para averiguar dónde es posible que haya petróleo y minerales

En una fotografía en colores reales, el color de las rocas expuestas revela su composición; la creta y la caliza son blancas, los granitos por lo general son pálidos y los basaltos son negros. Pero como sucede con la vegetación, cada tipo de roca tiene su "huella dactilar" distintiva cuando se observa bajo una longitud de onda infrarroja. Esto permite discernir, por ejemplo, qué rocas contienen manganeso y cromo.

Los geólogos soviéticos han obtenido gran cantidad de información mediante cámaras a bordo de sus estaciones espaciales tripuladas Salyut y Mir. Estas cámaras toman seis fotos simultáneas en longitudes de onda visibles e infrarrojas, y han llegado a descubrir yacimientos de petróleo y gas en la región del Volga y entre los mares Caspio y Ara.

Todos los días, en los pronósticos del tiempo de la televisión se muestran imágenes de la Tierra capturadas por cámaras que han sido colocadas en satélites.

Los organismos de inteligencia militar por lo general necesitan obtener detalles muy precisos. Cuando siguen el curso de una guerra, por ejemplo, requieren fotos pormenorizadas que revelen diferentes tipos de aviones, barcos y armamentos.

Algunas otras aplicaciones de la percepción remota se presentan en los siguientes campos:

- Agricultura de precisión (Precision Farming).
- Clasificación de cultivos.
- Detección y seguimiento de enfermedades.
- Stress fisiológico de los cultivos.
- Cálculo de áreas forestadas y análisis de estado sanitario.
- Índice de defoliación de cultivos por plagas.
- Temperaturas.
- Fuegos.
- Desarrollo Urbano.

CAPÍTULO 3

PRINCIPALES SATÉLITES DE PERCEPCIÓN REMOTA

Como se describió con anterioridad, una de las partes importantes de un sistema de Percepción Remota son las plataformas desde donde se toman las diferentes observaciones y mediciones necesarias de la escena u objeto en estudio.

Existen diferentes tipos de satélites, dependiendo de su ubicación y movimiento alrededor del planeta se dividen en polares y geoestacionarios. La Tabla 3-1 muestra los rangos de frecuencias utilizadas por los satélites para capturar información.

- Satélites Polares
 - La órbita de este tipo de satélites es perpendicular al Ecuador terrestre, órbita sincrónicamente los polos. Sus órbitas son bajas, entre 800 y 1200 Km, el periodo de su órbita es corto, de aproximadamente 90 minutos.

- Satélites Geoestacionarios
 - Estos satélites completan una órbita alrededor de la tierra cada 24 horas, esto les permite estar en un punto fijo de la órbita geoestacionaria de la tierra y observar continuamente una escena las 24 horas del día. Este tipo de satélite está a una distancia aproximada de 35,800 Km de la tierra.

Tabla 3-1 Bandas de frecuencia utilizadas por los satélites.

Banda	Valor
P	200 – 400 Mhz
L	1539 – 2700 Mhz
S	2700 – 3500 Mhz
C	3700 – 4200 Mhz
	4400 – 4700 Mhz
	5725 – 6425 Mhz
X	7900 – 8400 Mhz
Ku1(PSS)	10.7– 11.75 Ghz
Ku2(DBS)	11.75 – 12.5 Ghz
Ku3(Telecom)	12.5 – 12.75 Ghz
Ka	17.7 – 21.2 Ghz
K	27.5 – 31.0 Ghz

Algunos de los satélites más utilizados son el Envisat, Spot e Ikonos. Estos satélites, su utilización y componentes principales son descritos a continuación. En la Tabla 3-2 se muestra un cuadro comparativo de estos satélites.

	Instrumentos	Precio de la imagen	Velocidad	R. Multiespectral	R. Pancromático	Peso	Altitud	Tiempo de Vida Útil	Trasbordador	Lanzamiento	Costo
Envisat	MERIS, ASAR, GOMOS, AATSR, RA-2, SCIAMACHY, MIPAS MWR, LRR, DORIS	.	7.45 Km./seg.	.	.	2050 Kg.	800 Km.	5 Años	Ariane 5	20-Feb-02	2280 Millones de dólares
Ikonos	.	USD\$30 a USD\$600 por 2,5 Km. ²	7,2 Km./seg.	4 m	1 m	720 Kg.	681 Km.	5 - 7 Años	Athena II	24-Sep-99	750 Millones de dólares
Spot 1	2-HRV	.	7,4 Km./seg.	20 m	10 m	1830 Kg.	822 Km.	menor a 3 Años	Ariane 2/3	22-Feb-86	.
Spot 2	2-HRV	.	7,4 Km./seg.	20 m	10 m	1870 Kg.	822 Km.	menor a 3 Años	Ariane 2/3	22-Ene-90	.
Spot 3	POAM-II y 2-HRV	.	7,4 Km./seg.	20 m	10 m	1907 Kg.	822 Km.	menor a 3 Años	Ariane 2/3	26-Sep-93	.
Spot 4	VGT y 2-HRVIR	.	7,4 Km./seg.	20 m	10 m	2760 Kg.	822 Km.	menor a 5 Años	Ariane 4	24-Mar-98	537 Millones de dólares
Spot 5	HRS,HRG	USD\$.47-USD\$.61 x Km. ²	7,4 Km./seg.	10 m	2,5 m	3000 Kg.		menor a 5 Años	Ariane 4	04-May-02	500 Millones de dólares

Tabla 3-2 Principales características de satélites Ikonos, Envisat y SPOT.

3.1 ENVISAT

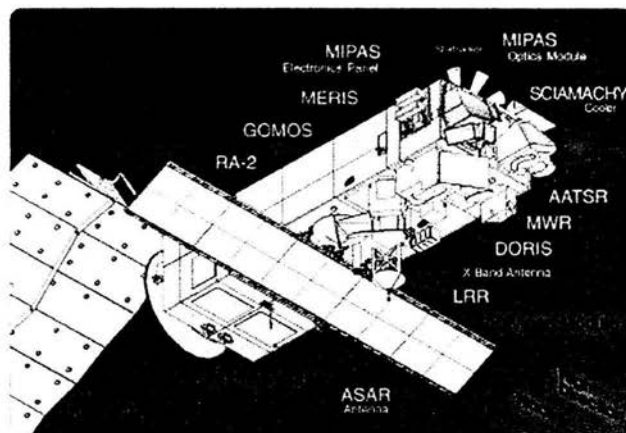


Figura 3-1 Instrumentos del satélite ENVISAT.

La tarea principal de este satélite es vigilar la evolución ambiental de la tierra y esta tarea será llevada a cabo durante 5 años, fue lanzado por la Agencia Espacial Europea la noche del 28 de febrero de 2002 a bordo del Ariane 5 desde la base de Kuru en la Guayana Francesa.

Dentro de las tareas que tiene asignadas este satélite se encuentra vigilar todas las estadísticas vitales de nuestro planeta, tiene el propósito de controlar y monitorizar el medio ambiente buscando variaciones en el efecto invernadero, alteraciones en la composición de la atmósfera o midiendo el incremento de radiaciones incidentes sobre la superficie de la tierra. Es capaz de rastrear toda la superficie de la tierra cada tres días con un periodo de treinta y cinco, y entre órbitas permite que se obtenga información cartográfica de forma continua de la misma.

Este satélite cubre una órbita polar de baja altitud a 800 Km de altura

Instrumentos utilizados por el satélite ENVISAT mostrados en la Figura 3-1:

- MERIS (Médium Resolution Imaging Specrometer Instrument). Este es un espectrómetro que mide la radiación solar reflejada por la tierra, con una resolución espacial de 300 m. en 15 diferentes bandas espectrales, es posible programarlo en ancho y posición, en el campo visible y el infrarrojo cercano. La misión primaria del MERIS, es medir el color de los mares, los océanos y las áreas cerca de la costa. Con este conocimiento se podrán medir los niveles de concentración de la clorofila, el crecimiento de las plantas, la proliferación de algas y concentraciones de sedimento suspendidas.

- ASAR (Advanced Synthetic Apertura Radar). Opera en la banda C, ASAR asegura continuidad con el modo de imágenes (SAR) y el modo de onda del ERS-1/2 AMI. El radar mejora la capacidad en términos de cobertura, rangos de los ángulos de incidencia, polarización y modos de operación. Esta nueva capacidad se debe gracias a un mejoramiento importante en el diseño de los instrumentos: un completo arreglo de antena equipada con un transmisor y receptor distribuidos, los cuales proveen diferentes pulsos de emisión y recepción, un esquema de block adoptivo de cuantización y una modalidad Scan SAR de operación por scanner en elevación. El ASAR realizará detalladas fotografías de todo el planeta en relieve y con él será posible detectar movimientos sísmicos o hundimientos de terreno.
- GOMOS (Global Ozone Monitoring by Occultation of Stars). Durante las últimas décadas la composición química de la atmósfera ha cambiado en forma global, y las actividades humanas son en gran parte responsables por este cambio. El ozono juega un papel muy importante en la formación química de la atmósfera. Este es en gran parte responsable del calentamiento global a través de la absorción de las radiaciones UV, esto determina la capacidad de oxidación de la troposfera que es lo que ocasiona los gases del efecto invernadero, el descubrimiento del hoyo en la capa de ozono sobre la Antártica ha captado la atención a escala global. Con este instrumento se podrá determinar la concentración de los gases de efecto invernadero y la evolución del agujero en la capa de ozono.
- AATSR (Advanced Along Track Scanning Radiometer). Permitirá establecer continuidad a los proyectos anteriores ATSR-1 y ATSR-2 con conjuntos de datos precisos de la temperatura de la superficie del mar (SST), con una resolución de 0.3 Kelvin para la investigación del clima. El segundo objetivo es aumentar la cantidad de percepción remota de las superficies de la tierra, particularmente la vegetación. Este instrumento recorrerá con diversas longitudes de onda la superficie terrestre para determinar de forma precisa la temperatura, pudiendo así detectar fenómenos como 'el Niño'.
- RA-2 (Radar Altimeter 2). Es un instrumento para determinar el retardo de 2 vías del eco del radar desde la superficie de la tierra, para tener una muy alta precisión (menor a un nanosegundo). También mide la potencia y la forma de los pulsos de radar reflejados. El RA-2 se deriva de los radares de altitud ERS-1 y 2, mejorando sus capacidades. Cuando es utilizado sobre el océano, se puede determinar su topografía, entre otras características. El RA-2 es capaz de mapear y monitorear el hielo en el océano, hojas de hielo polar y la mayoría de las superficies terrestres.
- SCIAMACHY (SCanning Imaging Absorption SpectroMeter for Atmospheric CHartography). Este es un espectrómetro de imágenes cuyo principal objetivo es tomar mediciones globales de los rastros de los gases en la troposfera y en la estratosfera. La radiación solar transmitida es reflejada por la atmósfera y es capturada a una alta resolución (0.2 μm a 0.5 μm) sobre el rango de los 240 nm a los 1700 nm, y en algunas regiones muy selectas entre los 2.0 μm y los 2.4 μm .

El objetivo primario del SCIAMACHY es el rastreo y medición de los diferentes gases que se encuentran en la troposfera y estratosfera. Estas mediciones se realizan en longitudes de onda entre 240 nm y 2400 nm, aunque a mayores longitudes de onda se pueden determinar mejor los aerosoles y las nubes.

- MIPAS (The Michelson Interferometer for Passive Atmospheric Sounding). Es un espectrómetro que utiliza la transformada de Fourier para tomar mediciones de alta resolución de las emisiones gaseosas de la tierra. Opera cerca del medio-infrarrojo que es donde se encuentran una gran parte de los gases que componen la química atmosférica. Los objetivos del MIPAS son:
 - Medición simultánea y global de los parámetros geofísicos y la media atmósfera.
 - La química de la estratosfera: O₃, H₂O, CH₄, N₂O, y HNO₃.
 - La climatología de la estratosfera: temperatura, CH₄, N₂O, O₃.
 - Estudio de la composición química, dinámica y radiación de la atmósfera media.
 - Monitoreo de la estratosfera O₃ y CFC's.
- MWR (Micro Wave Radiometer) el objetivo del MWR es la medición de la atmósfera como vapor de la columna de agua y los contenidos de agua líquida en las nubes, utilizando éstos para corregir las señales de radar del altímetro.

3.2 SPOT

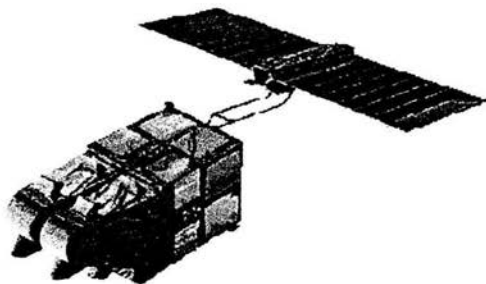


Figura 3-2 Satélite SPOT.

El proyecto SPOT (Satellite pour l' Observation de la Terre) es parte del programa espacial francés, fue concebido por el CNES (Centre National d'Etudes Spatiales) y contó con la colaboración de Suecia y Bélgica para su desarrollo. Existen las series 1 al 5, las características e instrumentos de los satélites SPOT son presentados en las siguientes tablas.

Características del SPOT

	Spot 5	Spot 4	Spot 1 a 3
Fecha de lanzamiento	04 Mayo 2002	24 Marzo 1998	1: 22 Febrero 1986 2: 22 Enero 1990 3: 26 Septiembre 1993
Plataforma de lanzamiento	Ariane 4	Ariane 4	Ariane 2/3
Vida útil	5 años	5 años	3 años
Tipo de Órbita	heliosincrónica	heliosincrónica	heliosincrónica
Hora local nodo descendente	10 h 30 en el ecuador	10 h 30 en el ecuador	10 h 30 en el ecuador
Altitud en el ecuador	822 km	822 km	822 km
Inclinación en el ecuador	98,7°	98,7°	98,7°
Velocidad del satélite	7,4 km/s	7,4 km/s	7,4 km/s
Control de actitud	Apuntando a la Tierra y girado en guiñada (para compensar la rotación de la Tierra)	Apuntando a la Tierra	Apuntando a la Tierra
Período de revolución	101,4 minutos	101,4 minutos	101,4 minutos
Duración de ciclo orbital	26 días	26 días	26 días
Masa total	3 000 kg	2 760 kg	1 800 kg
Dimensiones	3,1 x 3,1 x 5,7 m	2 x 2x 5,6 m	2 x 2 x 4,5 m
Generador solar (fin de vida)	2 400 W	2 100 W	1 100 W
Capacidad de registro	1 memoria auxiliar de 90 Gbits (~ 210 imágenes de un tamaño promedio de 144 MB descomprimidas)	2 registradores de 120 Gbits + 1 memoria auxiliar de 9 Gbits (~ 560 imágenes para cada registrador + 40 imágenes, de un tamaño promedio de 36 MB descomprimidas)	2 registradores de 60 Gbits (~ 280 imágenes cada uno, de un tamaño promedio de 36 MB descomprimidas)
Procesamiento de imágenes a bordo	Hasta 5 imágenes adquiridas simultáneamente: 2 transmitidas a la tierra y 3 almacenadas a bordo con una tasa de compresión de 2,6 (DCT)	2 imágenes adquiridas simultáneamente, transmitidas a la tierra o almacenadas a bordo con una tasa de compresión de 1,3 (DPCM)	2 imágenes adquiridas simultáneamente, transmitidas a la tierra o almacenadas a bordo (con una tasa de compresión de 1,3 - DPCM - para el modo pancromático solo)
Enlace de telemetría de imagen (8 GHz)	2 x 50 Mbits/s	50 Mbits/s	50 Mbits/s

Instrumentos de alta resolución

	Spot 5	Spot 4	Spot 1 a 3
Instrumentos	2 HRG	2 HRVIR	2 HRV
Bandas espectrales y resolución	. 2 pancromáticas a 5 m, que permiten generar un producto a 2.5 m . 3 multiespectrales a 10 m . 1 infrarrojo medio a 20 m	. 1 monoespectral a 10 m . 3 multiespectrales a 20 m . 1 infrarrojo medio a 20 m	. 1 pancromática a 10 m . 3 multiespectrales a 20 m
Espectro electromagnético	P: 0.48 - 0.71 μm B1: 0.50 - 0.59 μm B2: 0.61 - 0.68 μm B3: 0.78 - 0.89 μm B4: 1.58 — 1.75 μm	M: 0.61 - 0.68 μm B1: 0.50 - 0.59 μm B2: 0.61 - 0.68 μm B3: 0.78 - 0.89 μm B4: 1.58 — 1.75 μm	P: 0.50 - 0.73 μm B1: 0.50 - 0.59 μm B2: 0.61 - 0.68 μm B3: 0.78 - 0.89 μm
Campo de captura de imagen	60 km x 60 a 80 km	60 km x 60 a 80 km	60 km x 60 a 80 km
Dinámica de la imagen	8 bits	8 bits	8 bits
Precisión de localización absoluta (sin puntos de apoyo, terreno llano)	< 50 m (RMS)	< 350 m (RMS)	< 350 m (RMS)
Precisión relativa interna para las distancias (nivel 1B)	$0,5 \times 10^{-3}$ (RMS)	$0,5 \times 10^{-3}$ (RMS)	$0,5 \times 10^{-3}$ (RMS)
Programable	sí	sí	sí
Ángulo de incidencia	entre $-31,06^\circ$ y $+31,06^\circ$	entre $-31,06^\circ$ y $+31,06^\circ$	entre $-31,06^\circ$ y $+31,06^\circ$
Repetitividad según la latitud	1 a 4 días	1 a 4 días	1 a 4 días

Instrumentos estereoscópicos del SPOT

	Spot 5		Spot 4	Spot 1 a 3
Instrumento	HRS	Capacidad estereoscópica con HRG	Capacidad estereoscópica con HRVIR	Capacidad estereoscópica con HRV
	Estereoscopía a lo largo de la traza	Estereoscopía lateral	Estereoscopía lateral	Estereoscopía lateral
Bandas espectrales y resolución	. 1 pancromática a 10 m (remuestreo a 5 m a lo largo de la traza) => 10 m en línea 5 m en columna	. 2 pancromáticas a 5 m, que permiten generar un producto a 2,5 m . 3 multispectrales a 10 m . 1 infrarrojo medio a 20 m	. 1 monoespectral a 10 m . 3 multispectrales a 20 m . 1 infrarrojo medio a 20 m	. 1 pancromática a 10 m . 3 multispectrales a 20 m
Espectro electromagnético	P: 0,49 - 0,69 μm	P: 0.48 - 0.71 μm B1: 0.50 - 0.59 μm B2: 0.61 - 0.68 μm B3: 0.78 - 0.89 μm B4: 1.58 - 1.75 μm	M: 0.61 - 0.68 μm B1: 0.50 - 0.59 μm B2: 0.61 - 0.68 μm B3: 0.78 - 0.89 μm B4: 1.58 - 1.75 μm	P: 0.50 - 0.73 μm B1: 0.50 - 0.59 μm B2: 0.61 - 0.68 μm B3: 0.78 - 0.89 μm
Campo de captura de imagen	600 km x 120 km	60 km x 60 a 80 km	60 km x 60 a 80 km	60 km x 60 a 80 km
Dinámica de la imagen	8 bits	8 bits	8 bits	8 bits
Relación B/H (base sobre altura)	~ 0,84 ($\pm 20^\circ$)	de 0,5 a 1,1	de 0,5 a 1,1	de 0,5 a 1,1
Precisión de localización absoluta (sin puntos de apoyo, terreno llano)	< 15 m (RMS)	< 50 m (RMS)	< 350 m (RMS)	< 350 m (RMS)
Diferencia de tiempo entre las dos imágenes	90 segundos (simultáneo)	variable	variable	variable

Instrumento VEGETATION

	Spot 5	Spot 4	Spot 1 a 3
Instrumento pasajero	VEGETATION 2	VEGETATION 1	-
Bandas espectrales	4 bandas espectrales	4 bandas espectrales	-
Espectro electromagnético	B0: 0,45 - 0,52 μm	B0: 0,45 - 0,52 μm	
	B2: 0,61 - 0,68 μm	B2: 0,61 - 0,68 μm	
	B3: 0,78 - 0,89 μm	B3: 0,78 - 0,89 μm	
	B4: 1,58 - 1,75 μm	B4: 1,58 - 1,75 μm	
Resolución	1 000 m	1 000 m	-
Campo de captura de imagen	2 250 km de ancho	2 250 km de ancho	-
Dinámica de la imagen	10 bits	10 bits	-
Precisión de localización absoluta (sin puntos de apoyo)	< 50 m (RMS)	< 350 m (RMS)	-
Repetitividad	1 día	1 día	-

Los satélites Spot representan la referencia para la detección civil ya que permiten descubrir objetos de diez metros de diámetro, a pocos metros de distancia, con el último satélite de su flota, el Spot 5, sobre cada una de las imágenes de 60 kilómetros de distancia. Su capacidad de visión oblicua permite la observación repetida de una misma región sin tener que pasar por la vertical. Las tomas de las vistas estereoscópicas a gran escala son una realidad con el Spot 5, retroceso, detalle, repetición y flexibilidad de empleo por una programación día a día: tantas características que hacen de estos satélites una herramienta útil próxima a las necesidades de los usuarios en las aplicaciones tan diversas como la agricultura, la cartografía, el urbanismo, la gestión de los bosques, los riesgos naturales, la geología y los océanos.

El sistema Spot está construido sobre dos operadores que fabrican sus diferentes satélites: el operador comercial y el del satélite. El papel del operador comercial, la compañía Spot Image, es asegurar la programación comercial de los satélites, el tratamiento de las imágenes, la fabricación y la distribución de los productos. En este sentido, la compañía se apoya en el Segmento Tierra del Operador Comercial (SSOC), que ella misma ha desarrollado. El papel del operador de satélites, el CNES (propietaria de los cohetes Arianespace) es asegurar el control de los satélites en órbita, su mantenimiento y el mantenimiento del correcto funcionamiento del sistema. Para ello se apoya en el SSOC.

El sistema Spot opera con cuatro satélites de observación: Spot 1, Spot 2 y Spot 4, todos ellos situados en una misma órbita. Spot 5 se unió a estos en mayo de 2002.

Los dos nuevos instrumentos HRG, provenientes de los instrumentos HRVIR del SPOT 4, ofrecen una mejor resolución: 2,5 metros a 5 metros en modo pancromático y 10 metros en modo multibandas.

El funcionamiento de 2,5 metros es posible gracias a la utilización del nuevo concepto de toma de vista denominado "Supermode". El Spot 5 embarca el nuevo instrumento de toma de vista HRS, funcionando en modo pancromático y que apunta, a la vez, hacia delante y hacia la parte trasera del satélite. HRS permite la adquisición de parejas estereoscópicas y, así, restituye el relieve.

Capacidad de almacenamiento

La capacidad de almacenamiento a bordo de las imágenes se ha mejorado 550 imágenes diarias, en lugar de 400 del Spot 4, gracias a la utilización de una memoria de masa de 90 Gbits, asociada a una tasa de compresión de datos de 2,6 Gbits. Su gestión por ficheros ofrece una gran flexibilidad de uso y permite optimizar la programación. La velocidad de transmisión de datos de imagen hacia tierra es ahora el doble (2x50 Mbits/s). El modelo recurrente Vegetation 2 y el instrumento Doris están igualmente embarcados en el Spot 5. En fin, la plataforma Spot 5 ha derivado de la del Spot 4. Un nuevo sensor estelar ha sido introducido para incrementar el funcionamiento de localización de las imágenes (50 m. en lugar de 350 m. en los satélites anteriores).

La cámara HRG

El principio de toma de vista se basa en una óptica de campo amplio, que forma la imagen de tierra en una línea de detectores situados en el plano focal. El barrido de línea se obtiene por la lectura seriada de los elementos sensibles de la línea de detección. El barrido del paisaje en la dirección perpendicular resulta del alineamiento del satélite en su órbita. Un separador de espectro permite, además, realizar esta observación en diferentes ventanas espectrales: posibilita aclarar simultáneamente seis líneas de detectores.

La cámara HRS

El objetivo del instrumento HRS es adquirir las imágenes en la banda pancromática siguiendo dos ejes de vista, respectivamente, a +/- 20, en la parte delantera y trasera del satélite, en relación a su velocidad orbital: también permite adquirir rápidamente un par de imágenes estereoscópicas para elaborar, después del tratamiento en tierra, un modelo digital del terreno. Las cajas de detección delanteras y traseras con los captosres CCD asociados a su electrónica de proximidad permiten convertir la señal luminosa en una señal eléctrica.

El subsistema Telemetría de la Carga Útil (TMCU) asegura las principales funciones:

- Compresión de datos de vídeo producidos por los instrumentos HRG y HRS.
- Formateo de los datos e inserción de datos auxiliares para facilitar el tratamiento de las imágenes hacia la tierra.

- Almacenamiento de los datos en una memoria de masa de gran capacidad.
- Transmisión en banda X de los datos de imagen en directo o en diferido.

Cada compresor recibe los diferentes productos de imagen provenientes de los instrumentos HRG y HRS. Los flujos de vídeo son comprimidos por un algoritmo cuyos parámetros son adaptados a cada modo de toma de vista. El algoritmo ha sido seleccionado para obtener un buen funcionamiento con una tasa de compresión de 2,28 a 2,8, según el modo de toma de vista.

Memoria electrónica

El papel de la memoria de masa es almacenar las imágenes de los instrumentos HRG y HRS para, a continuación, releerlas cuando el satélite está visible desde una estación de recepción en tierra. Los progresos de miniaturización de los componentes microelectrónicos y las grabaciones magnéticas se han suprimido. Teniendo en cuenta la ausencia de mecanismos, la memoria eléctrica presenta numerosas ventajas en relación con las grabaciones magnéticas, gran simpleza y fiabilidad de funcionamiento y de gestión desde tierra.

Transmisión a tierra

Esta memoria dispone de una gestión por fichero: los ficheros grabados pueden ser releídos una o varias veces en las estaciones, en función de la demanda del usuario, independientemente del orden en que han sido almacenados. Este subconjunto permite transmitir los datos adquiridos hacia tierra. El tren de informaciones modula la señal de un emisor en banda X que, después de la amplificación, la envía directamente hacia una estación terrena a través de una antena omnidireccional a bordo. En relación a los otros satélites Spot, la velocidad de transmisión de los datos de imagen hacia tierra se ha multiplicado por dos (2x50 Mbits/s), conservando una modulación QPSK. La capacidad de tratamiento de las imágenes (5 canales máximo) se ha superado de forma importante desde el Spot 4 (2 canales de tratamiento) y se ha introducido una gran flexibilidad porque los canales de tratamiento se tratan de forma independiente.

La carga útil está constituida de los siguientes subconjuntos: un instrumento de toma de vista con cuatro cámaras independientes; un tratamiento de la imagen que asegura la sincronización de los ritmos y del formateo; una gestión a bordo cargada de la puesta a punto y de la vigilancia de los equipos; un grabador que autoriza la memorización de 97 minutos de toma de vista; un telediodo de la banda X para la transmisión de los datos grabados; un telediodo de banda L para la transmisión directa de las tomas de vista y un control de los mecanismos y de la regulación térmica. Estos subconjuntos están integrados en una estructura, fijada en el pie de los HRG al lado del instrumento HRS.

Entre las principales aplicaciones del proyecto SPOT se encuentran las siguientes:

- Impacto de actividades humanas sobre o medio ambiente.
- Monitoreo de los fenómenos naturales.

- Revisión del uso agrícola de las tierras.
- Apoyo en el monitoreo de áreas de preservación.
- Actividades energético-mineras.
- Cartografía y utilización de mapas
- Detección de invasores en áreas indígenas
- Dinámica de la urbanización.
- Monitoreo da la cobertura vegetal
- Incendios.
- Secas e inundaciones.
- Sedimentos en ríos y lagos.

3.3 IKONOS



Figura 3-3 Satélite IKONOS

El satélite IKONOS es el primer satélite de tipo comercial que posibilita la captación de imágenes con un metro de resolución espacial. El término "IKONOS" proviene del griego y significa "imagen".

Estas imágenes son consecuencia directa de la liberación tecnológica promovida en 1994 por el gobierno de los Estados Unidos de América. Anteriormente a esa época esta tecnología estaba disponible para satélites con fines militares. IKONOS colecta información de cualquier área en promedio dos veces al día, cubriendo áreas de 20,000 km² en una misma pasada y produciendo como resultado imágenes de 1 m de resolución cada tres días y de 2 m de resolución todos los días.

El satélite IKONOS pesa unos 720 kg y órbita la Tierra cada 98 minutos a una altitud de casi 680 km en forma sincronizada con el Sol. La órbita cubierta por el satélite se concentra lejos del área directamente debajo del recorrido del mismo, y los datos de un lugar determinado puede ser captados casi diariamente, no en todos los casos con 1 m de resolución. El satélite fue diseñado y fabricado por la empresa Lockheed Martin Commercial Space Systems.

La empresa Raytheon Company construyó los sistemas de apoyo terrestre, de geoprocesamiento digital, manejo de archivos y servicio al cliente, requerido para distribuir la información captada por IKONOS.

El sensor digital de imágenes del satélite está diseñado para producir imágenes con elevado contraste, resolución espacial y precisión, brindando a los clientes un producto preciso y nítido. La compañía Eastman Kodak proveyó el mecanismo electro-óptico, incluyendo su ensamble con el telescopio óptico, los detectores y su ajuste al plano focal, incluyendo asimismo el mecanismo de procesamiento electrónico de alta velocidad basado en un diseño efectuado por Space Imaging. Resultando todo un suceso, las imágenes de alta resolución del satélite IKONOS son una grata realidad y están revolucionando el mercado satelital. Anteriormente, ningún satélite comercial logró conseguir un nivel de detalle semejante.

Principales características de satélite:

- Fecha de lanzamiento del satélite: 24/09/99.
- Lugar de lanzamiento: Vandenberg Air Force Base, California /USA.
- Altitud: 681 km .
- Inclinación: 98.1° .
- Velocidad: 7km/s.
- Sentido de la órbita: descendente.
- Duración de la órbita: 98 minutos.
- Tipo de órbita: sincrónica con el sol.
- Angulo de visada: rápida alternancia entre diferentes ángulos.
- Tiempo de revista: 1 a 3 días.
- Resolución en el terreno de cada banda:
 - Pancromática: 1m.
 - Multiespectral: 4m.
- Bandas espectrales:
 - Pan: 0.45 - 0.90 μm .
 - Azul: 0.45 - 0.52 μm .
 - Verde: 0.52 - 0.60 μm .
 - Rojo: 0.63 - 0.69 μm .
 - Infrarrojo próximo: 0.76 - 0.90 μm .
- Rango Dinámico: posibilita que la información sea almacenada en 11 bits por píxel, con lo cual redundante en un mayor rango dinámico que facilita el contraste y discriminación de la información. No obstante, los productos pueden ser entregados al usuario en 8 bits por píxel.

Productos IKONOS:

AEROTERRA S.A. ofrece una diversidad de productos relacionados con imágenes captadas por el poderoso satélite IKONOS, incluyendo imágenes de diferentes resoluciones:

- Pancromática 1-metro: posibilita a los usuarios distinguir rasgos con dimensiones tan pequeñas como 1 m.
- Color Multiespectral 4-metros: posibilita a los usuarios distinguir rasgos con dimensiones tan pequeñas como 4 m, a partir de información tomada en tres bandas del espectro visible (azul, verde, rojo) e infrarrojo.
- Pan-Sharpened: este producto combina digitalmente las imágenes pancromáticas de 1 metro de resolución con las imágenes multiespectrales de 4 metros, resultando un nuevo producto que presenta la ventaja de contar con una resolución de 1 m y con la alta resolución espectral (mayor discriminación) de las bandas del visible y/o infrarrojo, lo cual la convierte en un producto muy superior a cualquiera imagen de los satélites actualmente operacionales.



Figura 3-4 Imagen Ikonos Pan-Sharpened 1-m de un sector del Gran Buenos Aires.

El área recuadrada en la Figura 3-4 corresponde al edificio del supermercado Carrefour de San Isidro. Dichas imágenes son comercializadas por AEROTERRA S.A. con diferentes niveles de procesamiento, tanto radiométricos como geométricos, incluyendo:

- Ikonos Geo: es un producto que define el futuro de las imágenes de alta resolución; está disponible tanto para imágenes pancromáticas (1 m de resolución) como para imágenes color o multiespectrales de 4 m de resolución, lo cual resulta excelente para una variedad de análisis y aplicaciones que requieren bandas multiespectrales. Actualmente es el producto de mayor resolución y bajo costo, fácil y rápido de visualizar. Es ideal para respuesta a emergencias, interpretación y monitoreo de cultivos, manejo de desastres, etc., que requieren reportes inmediatos. También para aquellos clientes que no cuentan con la tecnología necesaria para procesar por sí mismo las imágenes. Estas son geoméricamente corregidas con un error estándar (RMSE) de 25 metros, excluyendo los efectos de desplazamiento del terreno causados por el relieve. Este proceso de corrección remueve las distorsiones de las imágenes introducidas por los procesos de capturas y re-muestra las imágenes a una proyección de mapas escogida por el usuario; diferentes tipos de proyecciones están disponibles (UTM, TM, Gauss Krüger, etc.).

Este producto no incluye las tareas de unión o mosaicos de diferentes imágenes. Este producto es de fácil utilización por parte de los usuarios, con o sin experiencia en procesamiento de imágenes.

- **Ikonos Ortorectificadas:** se trata de imágenes con precisiones de mapa métricas. Comparativamente, son productos menos costosos y de obtención más rápida que las tradiciones fotos aéreas. Los procesos de ortorectificación remueven las distorsiones introducidas por la variabilidad y geometría de relieve y re-muestran las imágenes en una proyección de mapas escogida por el usuario. Incluye el proceso de unión o mosaicos de diferentes imágenes.

Estos productos están disponibles en un amplio rango de niveles de precisión métrica, tanto para imágenes pancromática, color o multispectrales y pan-sharpened:

- **Precisión Plus:** es el producto más moderno para catastro urbano, planificación urbanística y aplicaciones GIS que requieren la más alta precisión geoposicional. Este producto es producido con puntos de control y un modelo de elevación digital; tiene un error (RMSE) de 1 metro, adecuado para relevamientos en escala 1:2.500.
- **Precisión:** es el producto premium, ideal para mapeo urbano, mapeo catastral y aplicaciones GIS que requieren una alta precisión geoposicional. Este producto es producido con puntos de control y un modelo de elevación digital; tiene un error (RMSE) de 2 metros, adecuado para relevamientos en escala 1:5.000.
- **Pro:** es el producto adecuado para organismos gubernamentales locales, telecomunicaciones y servicios públicos que desarrollan aplicaciones tales como planificación de transporte e infraestructura, planificación de servicios públicos, desarrollos económicos y evaluaciones de sitios en general. Este producto tiene un error (RMSE) de 5 metros, adecuado para relevamientos en escala 1:10.000.
- **Map:** adecuado para organismos gubernamentales provinciales y regionales, telecomunicaciones y servicios públicos, agricultura, forestal, geología y para aplicaciones de servicios públicos, tales como planificación de infraestructura, manejo de recursos, impacto ambiental, etc. Este producto tiene un error (RMSE) de 6 metros, adecuado para relevamientos en escala 1:25.000.
- **Reference:** es adecuado para relevamiento de grandes áreas y aplicaciones GIS que requieren menor precisión geoposicional. Este producto puede ser de interés para organismos gubernamentales provinciales, regionales y otras empresas, y son de gran utilidad para relevamientos de todo tipo en escala 1:50.000. Tiene un error (RMSE) de 12 metros.

Actualmente, AEROTERRA S.A. ofrece también Stereo Pares de imágenes IKONOS. Se trata de producto geoméricamente corregido que se encuentra disponible tanto en modo pancromático, multiespectral color o pan-sharpened. Además de posibilitar las tareas de interpretación estereoscópica visual, incluyen también un coeficiente polinomial de relación (CPR) que posibilita su utilización en software como ERDAS Stereo Analyst. Este software realiza la captura de información estereoscópica de rasgos del terreno a partir de la cual obtiene los valores de elevación y altura.

Aplicaciones:

A través de la utilización de productos elaborados por IKONOS y otros satélites, actualmente se pueden realizar entre otras actividades las siguientes:

- Los agricultores pueden monitorear con mayor precisión la condición y vitalidad de sus cultivos y predecir con mayor acierto sus volúmenes de cosecha; además, pueden prevenir problemas y ahorrar importantes sumas de dinero a través de su determinación en estados tempranos.
- Los científicos ambientalistas pueden predecir tendencias en áreas de elevada fragilidad ambiental.
- Los funcionarios de gobierno pueden monitorear, evaluar y planificar políticas de tipos específicos de utilización de la tierra.
- Los planeadores urbanísticos pueden evaluar los avances de planes comunales de viviendas y las compañías de seguros pueden medir y mapear daños a propiedades luego de desastres naturales.
- Los geólogos ya no necesitarán recurrir a vuelos fotográficos para interpretaciones geológico-estructurales. A partir de la posibilidad que ofrecen los productos con elevado nivel de resolución y recubrimiento estereoscópico, estas imágenes resultan comparativamente más ventajosas que las fotografías aéreas.

CAPÍTULO 4

ANÁLISIS DE TEXTURAS

El campo de estudio del análisis de texturas es muy amplio y no existe un método que cubra todos los factores de textura posibles, por esto para realizar el análisis de detección de textura, se han desarrollado tres modelos aplicados al procesamiento digital de imágenes, estos son: el modelo estructural, el estadístico y el espectral.

- El modelo estadístico indica si una imagen es suave, burda, etc.
- El modelo estructural indica que arreglos primitivos existen en la imagen, tales como regularidad de líneas paralelas, etc.
- El modelo espectral esta basada sobre las propiedades de Fourier y es usado principalmente para detectar periodicidad global en una imagen, identificando pequeños picos de alta energía en su espectro.

Estas técnicas pueden usarse por separado ó apoyarse unas a otras para detectar diferentes texturas.

En este capítulo hablaremos de los modelos estadísticos, entre estos encontramos: la matriz de co-ocurrencia (GLCM), la suma y diferencias de histogramas (SADH) y el método de vectores de diferencias en niveles de gris (GLDV).

4.1 DEFINICIÓN DE TEXTURA

El nivel de gris de un pixel en una imagen monocromática representa un tono, un nivel de textura es la variabilidad de tono en una vecindad, es el patrón de relaciones espaciales entre los niveles de gris de los pixels de un vecindario y puede ser descrito como suave o rugoso. El estudio de la textura depende de dos factores, la escala de variaciones que puede ser local o regional, y la escala de observación, por ejemplo, micro escalas que pueden ser detectadas por la banda pancromática del sensor HRV del SPOT, no podrán ser detectadas por el sensor AVHRR de los satélites Tiros o NOAA debido a las diferencias de resolución espacial de los sistemas (10 m y 1.1 Km respectivamente).

Se puede decir que textura es un término usado para caracterizar la superficie de un objeto o fenómeno y es sin lugar a duda el mayor descriptor usado en el procesamiento de imágenes y el reconocimiento de patrones, ya que esta relacionada con la composición de una sustancia a través de variaciones en la superficie de los materiales, esta es principalmente una propiedad que estudia las vecindades.

Textura se puede definir como la estructura material de una superficie. Esta puede ser natural o superpuesta. La primera es aquella que depende del material del que esta hecho el objeto, mientras que la segunda se trataría de una textura superpuesta o elaborada, fruto de la adición de otro material (yeso, pegamento, etc.). Sin importar el tipo de textura, la percibimos como una sensación táctil y visual o solamente visual. En la percepción táctil, existen grados de aspereza, suavidad, dureza, temperatura, etc., en el aspecto visual depende del tipo y calidad de luz, y del grado de reflexión u opacidad de la superficie. Las texturas puramente visuales, son aquellas que no dependen de ningún factor externo, como el tipo de calidad de luz para ser percibidas.

La detección de texturas tiene una gran gama de aplicaciones, principalmente en las siguientes áreas:

- Medicina: en varios tipos de imágenes (rayos-x, ultrasonido, tomografía, etc.) las propiedades de las texturas son importantes para hacer los diagnósticos.
- Sensores remotos: numerosas formulaciones para reconocimiento de textura en sensores remotos han sido propuestas. Algunas de sus aplicaciones son, clasificación de terrenos, clasificación de nubes, reconocimiento de patrones, etc.
- Inspección industrial: en procesos industriales, la detección de textura de productos manufacturados defectuosos o materiales naturales es de crucial importancia. La inspección manual es generalmente laboriosa por eso la automatización es de gran utilidad.

También existen otras áreas como segmentación de documentos, bases para búsquedas de imágenes, etc.

4.2 MATRIZ DE CO-OCURRENCIA EN NIVELES DE GRIS (GLCM)

Las primeras aplicaciones de textura a imágenes digitales fueron publicadas por Robert Haralick en 1973. Este autor propuso lo que en la actualidad se conoce como el método de la matriz de co-ocurrencia, la cual es representada por la distancia y el ángulo de la relación espacial sobre la subregión de una imagen de tamaño específico. Cada elemento de esta matriz representa la probabilidad de ocurrencia de dos niveles de gris separados por una distancia y dirección dada.

Los pasos a seguir para obtener la matriz de co-ocurrencia son:

1. Reducir el número de niveles de gris de la imagen original.
2. Definir el tamaño de la ventana de análisis.
3. Definir el desplazamiento entre los pixels.
4. Definir el ángulo a utilizar.
5. Calcular las matrices de co-ocurrencia sumando las veces que ocurren los pares de pixels utilizando el tamaño de ventana, desplazamiento y ángulo propuestos.

Un ejemplo de obtención de la matriz de co-ocurrencia se presenta a continuación:

Dada una matriz con 4 tonos de gris (0-3) Tabla4-1, el número de pixels cercanos con un nivel de gris i y otro j es contado y almacenado en el elemento (i,j) de la matriz P Tabla 4-2. El tamaño de P será entonces de 4×4 ya que tenemos 4 niveles de gris, y esta será una matriz cuadrada.

Tabla 4-1 Segmento de imagen.

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

Por ejemplo el elemento $P(0,0)$ es el número de veces que un pixel de valor 0 es encontrado junto a otro pixel de nivel 0 contando de izquierda a derecha y de derecha a izquierda. Por lo que podemos observar que la pareja 0,0 aparece 4 veces, por lo que colocamos el valor 4 en $P(0,0)$.

El resultado se puede apreciar en la siguiente matriz $P0^\circ$ para una distancia igual a 1 y un ángulo de 0° .

Tabla 4-2 Matriz de probabilidades $P0^\circ$.

i/j	0	1	2	3
0	4	2	1	0
1	2	4	3	0
2	1	3	2	1
3	0	0	1	0

Si quisiéramos obtener la matriz de co-ocurrencia del mismo segmento de imagen a la misma distancia pero ahora con una dirección de 90° , la matriz resultante sería mostrada en la Tabla 4-3.

Tabla 4-3 Matriz de probabilidades $P90^\circ$.

i/j	0	1	2	3
0	4	3	0	0
1	3	4	1	0
2	0	1	6	1
3	0	0	1	0

Como se puede observar, entre más niveles de gris tenga la ventana de análisis, mas grande será la matriz de co-ocurrencia resultante, por ejemplo, si quisiéramos obtener la matriz de co-ocurrencia de una imagen con 256 niveles de gris, sin importar el tamaño de la ventana de análisis, la distancia o la dirección, la respectiva matriz de co-ocurrencia sería de 256 renglones \times 256 columnas lo que implica un alto nivel de almacenamiento y

procesamiento computacional. Por lo que en general, se realiza una disminución de los niveles de gris por algún método como la eualización del histograma.

4.2.1 PROPUESTA DE ALGORITMO RÁPIDO PARA CALCULAR GLCM

Como se puede observar, el método para obtener la matriz de co-ocurrencia toma en cuenta un barrido a través de toda la ventana de análisis para encontrar las probabilidades para formarla. También se puede ver que la matriz de co-ocurrencia resultante es una matriz simétrica. Por lo que para reducir el número de operaciones necesarias para obtener esta matriz, sólo se debe calcular la diagonal y la parte triangular superior o inferior de la matriz.

Este método esta basado en el artículo de Clausi (2001) llamado "Rapid Determination of Co-occurrence Textura Features"

Suponiendo que tenemos una imagen de tamaño 512x512, en 256 niveles de gris. El tiempo de procesamiento utilizado normalmente es muy alto, ya que se tienen que llenar una GLCM de 256x256, por lo que generalmente se utilizan métodos para reducir los niveles de gris a 64, 32, etc.

Para reducir aún más el tiempo de cálculo de la matriz de co-ocurrencia lo que se hace es calcular la primera GLCM, y después barrer la imagen completa en zig-zag Figura 4-1, sumando o restando las nuevas probabilidades de aparición de los pixels.

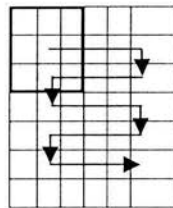


Figura 4-1 La imagen original es barrida en zig-zag.

Ejemplo:

Suponiendo que se quiere calcular la GLCM de la siguiente imagen, con 4 niveles de gris mostrada en la Tabla 4-4.

Tabla 4-4 Ventana 5x5 a calcular GLCM

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

Si tomamos una ventana de 5×5 , una $d = 1$ y un ángulo $= 0^\circ$, tenemos que las primeras parejas son las mostradas en la Tabla 4-5.

Tabla 4-5 Parejas de pixels de la ventana de 5×5 de la imagen original.

i	j	j	i
0	0	0	0
0	0	0	0
0	2	2	0
2	1	1	2
0	1	1	0
1	1	1	1
1	2	2	1
2	2	2	2
0	1	1	0
1	2	2	1
2	2	2	2
2	3	3	2
1	1	1	1
1	2	2	1
2	3	3	2
3	3	3	3
3	3	3	3
3	2	2	3
2	2	2	2
2	2	2	2

Acomodando estos pares en la GLCM se obtiene la matriz de 4×4 mostrada en la Tabla 4-6.

Tabla 4-6 Matriz de probabilidades.

i/j	0	1	2	3
0	4	2	1	0
1	2	4	4	0
2	1	4	8	3
3	0	0	3	4

Por lo que la GLCM normalizada será la mostrada en la Tabla 4-7.

Tabla 4-7 GLCM normalizada de la ventana 5×5 original.

i/j	0	1	2	3
0	0,1	0,05	0,025	0
1	0,05	0,1	0,1	0
2	0,025	0,1	0,2	0,075
3	0	0	0,075	0,1

Ahora si movemos la ventana de análisis un pixel a la derecha queda la matriz mostrada en la Tabla 4-8.

Tabla 4-8 Ventana 5x5 de la imagen original, recorrida un pixel a la derecha.

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

La Tabla 4-9 muestra que las parejas utilizando el método normal y el rápido serían las siguientes:

Tabla 4-9 Parejas utilizando el método normal y el rápido.

Normal		Rápido			
<u>i j</u>	<u>j i</u>	Restar		sumar	
<u>i j</u>	<u>j i</u>	<u>i j</u>	<u>i j</u>	<u>i j</u>	<u>i j</u>
0 0	0 0	0 0	0 0	1 1	1 1
0 2	2 0	0 1	1 0	2 2	2 2
2 1	1 2	0 1	1 0	3 2	2 3
1 1	1 1	1 1	1 1	3 2	2 3
1 1	1 1	3 3	3 3	2 3	3 2
1 2	2 1				
2 2	2 2				
2 2	2 2				
1 2	2 1				
2 2	2 2				
2 3	3 2				
3 2	2 3				
1 2	2 1				
2 3	3 2				
3 3	3 3				
3 2	2 3				
3 2	2 3				
2 2	2 2				
2 2	2 2				
2 3	3 2				

La GLCM por el método rápido después de hacer las restas y sumas de las parejas de pixels respectivamente es presentada en la Tabla 4-10.

Tabla 4-10 Restas, sumas y obtención de GLCM normalizada.

Resta					Suma					Normalización				
i/j	0	1	2	3	i/j	0	1	2	3	i/j	0	1	2	3
0	2	0	1	0	0	2	0	1	0	0	0,05	0	0,025	0
1	0	2	4	0	1	0	4	4	0	1	0	0,1	0,1	0
2	1	4	8	3	2	1	4	10	6	2	0,025	0,1	0,25	0,15
3	0	0	3	2	3	0	0	6	2	3	0	0	0,15	0,05

Al llegar al final derecho de la de la matriz, como se muestra en la Tabla 4-11, se baja un pixel la ventana.

Tabla 4-11 Nueva matriz 5x5.

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

Y se agregan y quitan las combinaciones listadas en la Tabla 4-12 para obtener el resultado final.

Tabla 4-12 Pares a sumar y restar de la matriz GLCM anterior.

restar				sumar			
i	j	i	j	i	j	i	j
2	1	1	2	3	3	3	3
1	1	1	1	3	1	1	3
1	1	1	1	1	1	1	1
1	3	3	1	1	1	1	1

De igual forma se continua barriendo la imagen original hasta terminar con la última ventana de 5x5. Al calcular cada una de las matrices de co-ocurrencia, se utilizan los descriptores de textura propuestos originalmente por Haralick. Y así obtener así se obtiene la imagen resultado del descriptor correspondiente. Estos descriptores son presentados en el siguiente apartado.

4.2.2 DESCRIPTORES DE TEXTURA DE HARALICK

Al tener la matriz de co-ocurrencia, se utilizan los siguientes descriptores de textura.

- **Energía.** Este descriptor esta dado por la ecuación siguiente:

$$E = \sum_i \sum_j P(i, j)^2$$

De esta ecuación se puede definir que cuando todos los valores de $P(i, j)$ son semejantes, el valor de la energía será menor, por el contrario si ocurre que en la diagonal principal se dan mayores picos de intensidad el descriptor se maximizará. Este descriptor da una idea de la suavidad de la textura, y esto se refleja en la ubicación de sus probabilidades en la matriz de co-ocurrencia.

- **Contraste.** El contraste de una textura proporciona información acerca de las variaciones bruscas de color en la imagen. La extracción de este descriptor está dada por la siguiente expresión matemática.

$$C = \sum_i \sum_j (i - j)^2 P(i, j)$$

Como se puede observar en esta expresión, el valor del contraste aumentará si existen más elementos de la matriz de co-ocurrencia alejados de la diagonal principal. El efecto de los componentes de la diagonal principal es totalmente despreciado. Puesto que éste se debe a los puntos cuyos pixels son de colores iguales y como se busca una información acerca del contraste de la textura estos elementos no representan relevancia.

- **Correlación.** Es la medida de la probabilidad que mide la relación entre las diferentes intensidades de los colores. Matemáticamente esta definida como:

$$Co = \sum_i \sum_j (i - \mu_x)(j - \mu_y) P_{ij} / \sigma_x \sigma_y$$

Debido al carácter estadístico que posee este descriptor, su valor está ligado al valor de sus medidas estadísticas. El concepto de media y varianza se aplica al histograma de segundo orden, y la combinación e la media en i y en j , es referida a la diagonal principal de la matriz de co-ocurrencia.

El descriptor de correlación se verá aumentado cuando la distancia de los elementos a la media sea mayor.

- **Homogeneidad.** Este descriptor proporciona información sobre la regularidad local de la textura. La expresión matemática para calcular este descriptor sobre la matriz de co-ocurrencia es la siguiente:

$$H = \sum_i \sum_j \frac{1}{1+(i-j)^2} P(i, j)$$

Este descriptor aumentará su valor cuando la distancia $i-j$ sea mínima. Lo que indica que mientras los elementos de la matriz de co-ocurrencia estén más próximos a la diagonal principal mayor será el valor de la homogeneidad.

- **Varianza.**

$$v = \sum_i \sum_j (i - \mu)^2 P(i, j)$$

- **Entropía.** Este descriptor es una medida de la aleatoriedad contenida en la matriz de co-ocurrencia. La obtención de éste descriptor ésta dada por la siguiente fórmula:

$$Ent = - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N P(i, j) \log P(i, j)$$

Donde $P(i, j)$ es cada elemento de la matriz, e i y j varían desde 0 hasta el número de niveles de gris. A medida que todos los elementos de la matriz son similares, este descriptor aumenta su valor, siendo máximo en el caso que todos los elementos de la matriz fueran iguales.

- **Auto correlación.**

$$Ac = \sum_i \sum_j (i^* j) P(i, j)$$

- **Disimilaridad.** Este descriptor también conocido como momento diferencial de orden k , con $k=1$, provee información dependiendo del parámetro k . La tendencia de este descriptor en general, es aumentar de valor cuando los elementos de la matriz de co-ocurrencia se encuentran alejados de la diagonal principal.

$$Dis = \sum_i \sum_j |i - j| * P(i, j)$$

- **Cluster Shade.** Este descriptor mide el grado en que los pixels se inclinan a favor de un lado u otro de la media estadística. Su expresión matemática es la siguiente:

$$Sg = \sum_i \sum_j (i + j - \mu_x - \mu_y)^3 P(i, j)$$

- **Cluster Prominence.**

$$Pg = \sum_i \sum_j (i + j - \mu_x - \mu_y)^4 P(i, j)$$

- **Maxima probabilidad.** Este descriptor suministra información sobre la respuesta más fuerte de un par de pixels en la matriz de co-ocurrencia. La expresión matemática de este descriptor es la siguiente:

$$Max = \max_{i,j} P(i, j).$$

El valor de este descriptor será mayor cuando en la matriz de co-ocurrencia se observe un pico de intensidad, el mayor de estos elementos dará el valor máximo de probabilidad.

Donde μ_x y μ_y son los valores de la media, y σ_x, σ_y son las desviaciones estándar definidas a continuación.

$$\mu_x = \sum_i \sum_j i * P(i, j)$$

$$\mu_y = \sum_i \sum_j j * P(i, j)$$

$$\sigma_x = \sum_i \sum_j (i - \mu_x)^2 * P(i, j)$$

$$\sigma_y = \sum_i \sum_j (j - \mu_y)^2 * P(i, j)$$

4.3 SUMA Y DIFERENCIA DE HISTOGRAMAS (SDH)

El método de suma y diferencias de histogramas con parámetros $(d1,d2)$ descrito en el dominio D se define de manera muy similar a la matriz de co-ocurrencia.

Este método fue propuesto por Unser en 1986, y reemplaza la probabilidad de segundo orden de la matriz de co-ocurrencia por estimadores de probabilidad de primer orden.

El procedimiento para obtener la SDH, es el siguiente:

Para la pareja (I,J) , se calculan dos variables $K=I + J$ y $L=I - J$. Después a distancias de $d = 1, 2, 4, 8, 16$ y 64 , las funciones de densidad $P_{s,d}(K)$ y $P_{d,d}(L)$ son generadas las cuales equivalen respectivamente a la suma del histograma y a la resta del histograma. Estas funciones son normalizadas al dividir cada probabilidad entre la suma de la frecuencia de los componentes en cada vector.

La utilización de este método es importante ya que nueve de las 14 descriptores de textura propuestos por Haralick et al, pueden ser utilizados directamente, y los 5 restantes de segundo orden pueden ser calculados asumiendo independencia entre las variables.

Un ejemplo en donde se muestra la forma de calcular la SDH en una ventana es el siguiente:

Suponiendo que se quiere calcular SDH de la matriz de estudio mostrada en la Tabla 4-13, primero se ordenan los pares de pixels I,J , se realizan las sumas y restas reflejadas en los vectores K e L respectivamente y por último se obtienen las probabilidades $P_{s,d}(K)$ y $P_{d,d}(L)$ mostradas en la Tabla 4-14.

Tabla 4-13 matriz 5x5 a calcular SDH.

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

Tabla 4-14 Cálculo de los vectores Ps,d y Pd,d.

I	J	K = I + J	J = I - J	K	Ps,d (K)	Normalizando Ps,d	L	Pd,d (L)	Normalizando Pd,d
0	0	0	0	0	2	0.1	3	0	0
0	0	0	0	1	2	0.1	2	0	0
0	2	2	-2	2	3	0.15	1	2	0.1
2	1	3	1	3	4	0.2	0	10	0.5
0	1	1	-1	4	4	0.2	-1	7	0.35
1	1	2	0	5	3	0.15	-2	1	0.05
1	2	3	-1	6	2	0.1	-3	0	0
2	2	4	0						
0	1	1	-1						
1	2	3	-1						
2	2	4	0						
2	3	5	-1						
1	1	2	0						
1	2	3	-1						
2	3	5	-1						
3	3	6	0						
3	3	6	0						
3	2	5	1						
2	2	4	0						
2	2	4	0						

Una vez terminado el cálculo de los vectores Pd,d y Ps,d, se utilizan las fórmulas del apartado siguiente para calcular los diferentes descriptores de textura.

4.3.1 DESCRIPTORES DE TEXTURA PARA SDH

Los siguientes descriptores estadísticos son utilizados en el método de la suma y diferencia de histogramas.

- Energía :

$$E = \sum_i P_s(i)^2 * \sum_j P_d(j)^2$$

- Entropía:

$$Ent = -\sum_i P_s(i) \log\{P_s(i)\} - \sum_j P_d(j) \log\{P_d(j)\}$$

- Contraste:

$$Con = \sum_j j^2 P_d(j)$$

- Homogeneidad:

$$H = \sum_j \frac{1}{1+j^2} P_d(j)$$

- Varianza

$$v = \frac{1}{2} \left\{ \sum_i (i - 2\mu)^2 P_s(i) - \sum_j j^2 P_d(j) \right\}$$

- Cluster Shade

$$Cs = \sum_i (i - 2\mu)^3 P_s(i)$$

- Cluster Prominence

$$Cp = \sum_i (i - 2\mu)^4 P_s(i)$$

Donde μ_s es la media de la suma del histograma definida como

$$\mu_s = \sum_i iP_s(i)$$

4.4 VECTOR DE DIFERENCIAS EN NIVELES DE GRIS (GLDV)

Este método está basado en la diferencia absoluta entre los pares de niveles de gris. Al igual que en GLCM, los parámetros a tomar en cuenta son distancia y ángulo entre los píxeles, la función $P^A(M)$ está definida por $M = |I - J|$. Ésta es normalizada al dividir la frecuencia de la ocurrencia de los pares de niveles de gris entre el total de frecuencias.

Un ejemplo para calcular el vector de diferencia de la matriz en la Tabla 4-15 se muestra en la Tabla 4-16. Suponiendo que tenemos la matriz siguiente, el primer par de píxeles a estudiar será (0,0) cuya diferencia es 0, el siguiente par será (0,0) cuya diferencia es 0, para la tercera pareja de píxeles tenemos (0,2) y tenemos una diferencia absoluta de 2, y así continuamos obteniendo la diferencia para toda la matriz, y después sumamos las probabilidades en $Pa(M)$, y posteriormente se normalizan al dividir este vector $Pa(M)$ entre 20, que es el número de pares que hay en la matriz.

Tabla 4-15 Matriz a calcular GLDV.

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

Tabla 4-16 Obtención del vector GLDV P(M).

I	J	M= I-J	M	P(M)	Normalizando P(M)
0	0	0	0	10	0.5
0	0	0	1	9	0.45
0	2	2	2	1	0.05
2	1	1	3	0	0
0	1	1			
1	1	0			
1	2	1			
2	2	0			
0	1	1			
1	2	1			
2	2	0			
2	3	1			
1	1	0			
1	2	1			
2	3	1			
3	3	0			
3	3	0			
3	2	1			
2	2	0			
2	2	0			

Al tener el vector normalizado P(M) se utilizan los siguientes descriptores de textura, para GLDV, estos descriptores están definidos por las siguientes expresiones:

- Media

$$DMEAN = \mu_A = \sum_M m P^A(m)$$

- Desviación Estándar

$$DSD = \sigma_A = \left[\sum_m (m - \mu_A)^2 P^A(m) \right]^{1/2}$$

- Contaste

$$DCONTR = \sum_m m^2 P^A(m)$$

- Angular Second Moment

$$DASM = \sum_m [P^A(m)]^2$$

- Entropía

$$DENTR = -\sum_m P^A(m) \log P^A(m)$$

- Local Homogeneity

$$DHOMOG = \sum_m P^A(m) / [1 + m^2]$$

- Cluster Shade for Difference

$$DSHADE = \left[\sum_m (m - \mu_A)^3 P^A(m) \right] / \sigma_A^{3/2}$$

- Cluster Prominence for difference

$$DPROM = \left[\sum_m (m - \mu_A)^4 P^A(m) \right] / \sigma_A^2 - 3$$

- Número de pares

$$DNOP = \sum_m P^A(m)$$

CAPÍTULO 5

FUSIÓN DE DATOS

Debido a la complejidad del conjunto de imágenes utilizadas en la percepción remota, la utilización de diferentes algoritmos es necesaria para poder manipular éstas y obtener los resultados esperados.

5.1 FUSIÓN DE DATOS

En esta tesis, se utilizó la matriz de co-ocurrencia y los descriptores de textura de Haralick para obtener diferentes imágenes con características muy particulares de la escena estudiada, estas imágenes proporcionan detalles de acuerdo al descriptor aplicado y uno de los inconvenientes de este método es que estas imágenes tienen diferentes características, y estas pueden ser diferentes de una imagen a otra, redundantes o complementarias, por esto para llegar a la segmentación de las áreas urbanas y no urbanas de la escena, se utiliza un algoritmo para fusionar los detalles y diferentes características obtenidas del estudio de las texturas. Este algoritmo de fusión de datos genera el resultado esperado de esta tesis.

El primer paso para lograr la fusión de datos es estimar la utilización de los resultados obtenidos de los diferentes algoritmos. Un mapa burdo de la imagen es utilizado en este paso. Después basándonos en evaluación, consideramos fusionar estos resultados para mejorar la probabilidad de interpretación de los resultados.

Las imágenes de percepción remota son generalmente muy complejas para ser analizadas por un solo algoritmo. Para resolver este problema se utilizan imágenes de satélite procesadas por diferentes métodos, y se fusionan para mejorar el resultado final.

- Primero para estimar la utilización de los resultados de cada imagen, se calcula una medida de error local para cada pixel de esta, y una medida de error global de todo el resultado. Este error global determina si un resultado es suficientemente bueno para ser usado en el proceso de fusión. Los resultados que se guardan para ser utilizados en el proceso de fusión, son tomados en cuenta de acuerdo con el error local que presentan, este error determina la medida de cómo cada pixel deberá ser tomado en cuenta dentro del proceso de fusión. Los pixels con una medida pequeña de error local tendrán una mayor influencia en el proceso de fusión.
- La forma ideal para medir la calidad de los resultados de análisis de una imagen es contar con un mapa o estudio de campo del lugar. Desgraciadamente esto no siempre es posible, para este trabajo se utilizó un mapa burdo que segmentaba la escena en las dos regiones buscadas.
- Para poder hacer la clasificación de la imagen, supongamos que registramos el mapa con la imagen, sea s una región de la imagen y S el conjunto de todas las regiones. Si $L = \{l_i, 1 \leq i \leq N\}$ denota el conjunto de clases o regiones a segmentar. $M(s)$ las clases de regiones s de acuerdo con el mapa, e $I(s)$ las clases s dadas por el resultado del análisis de la imagen. Entonces $M(s) = l_i, I(s) = l_j$.
- El cambio de la región de clase l_i (en el mapa), a la clase l_j (del análisis de la imagen resultado) produce un error llamado riesgo: $x_{i,j} \geq 0 (x_{i,j} = 0, i = j)$. Se calcula este riesgo utilizando información de el mapa y el análisis de resultados de la imagen.
- Cada una de las regiones de una imagen deben relacionarse con su vecindario. Si s' es una región en un vecindario Vs de s , y $d(s,s')$ la distancia entre s y s' , se calculan las siguientes medidas:

$$a(s) = \sum_{s^* \in \mathcal{V}_s} \frac{I\{M(s^*) = I_j\}}{d(s, s^*)} \quad [1]$$

$$b(s) = \sum_{s^* \in \mathcal{V}_s} \frac{I\{I(s^*) = I_j\}}{d(s, s^*)} \quad [2]$$

donde $I\{*\}$ se debe cumplir para obtener la función. $a(s)$ es el número de regiones en \mathcal{V}_s que son clasificadas como I_j en el mapa, tomando en cuenta la distancia a la región s . Esto representa la importancia que obtienen la región s de sus vecinos en el mapa para tomar I_j como clase. $b(s)$ representa el respaldo que la región s toma del resultado del análisis de la imagen para tomar la decisión. El tamaño del vecindario depende de la resolución de la imagen. Entre más grande sea la resolución, mayor será el vecindario a considerar.

La medida de error local $E(s)$ se define como:

$$E(s) = \frac{x_{I_i, I_j}}{ra + (a + b)}, r \geq 1 \quad [3]$$

Debido a que la imagen de resultado y el mapa contienen imprecisiones y errores, se considera con menor error el mapa, por lo que se considera el coeficiente r .

La siguiente ecuación muestra un coeficiente utilizado para obtener el resultado final, sus valores oscilan entre $0 \leq C(s) \leq 1$.

$$C(s) = 1 - \frac{E(s)}{\sum_{I_i, I_j \in L} x_{I_i, I_j}} \quad [4]$$

El último parámetro que se toma en cuenta para realizar la segmentación, depende de la sumatoria del coeficiente $C(s)$ de la ventana estudiada de los resultados obtenidos, la decisión es tomada al obtener el coeficiente mayor de $I(s)$.

$$I_k(s) = \arg \max_{I_i \in L} \sum_{k=1}^p C_k(s) I\{I_k(s) = I_i\} \quad [5]$$

Un ejemplo de cómo calcular la fusión de datos de tres matrices binarias se presenta a continuación. Primero se calculan los coeficientes de evaluación para la imagen I y la imagen II . Supongamos que el pixel estudiado se encuentra en el mapa binario en la coordenada $I(2,2) = 1$, y se estudian las imágenes obtenidas por métodos de segmentación $I1, I2, I3$, para obtener el resultado de la ecuación [1], se cuentan todas las posibilidades que se tiene del pixel $I(2,2)$ con $I1(2,2)$ en su vecindario, es decir, las veces que se repite $I(2,2)$ a una distancia de 1 pixel y tenemos a $I(1,2)$, $I(2,1)$, $I(3,2)$, a distancia de 2 pixels tenemos a $I(1,1)$, $I(3,1)$ e $I(3,3)$, como se observa en [1], se obtiene la sumatoria de los cocientes de las

probabilidades entre la raíz cuadrada de la distancia a la que se encuentran por lo que $a(s)=5.12$.

Tabla 5-1 (a) Mapa Binario, (b) Descriptor binario I1, (c) Descriptor binario I2, (d) descriptor binario I3

(a)	(b)	(c)	(d)
2 2 1	1 2 2	2 2 1	2 1 1
2 1 1	2 2 1	2 2 1	1 1 1
2 2 2	1 2 2	1 1 2	1 2 2

Bin - I1

$$a(s) = \frac{3}{1} + \frac{3}{\sqrt{2}} = 5.12$$

Ahora calculamos [2] al sumar el número de veces que ocurre I1(2,2) con sus vecinos, y encontramos que el pixel I1(2,2)=2, tiene como vecinos de distancia 1 al pixel I1(1,2), I1(2,1), e I1(3,2), y como vecinos con distancia 2 tenemos a I1(1,3), I1(3,3), por lo que b(s) se presenta a continuación:

$$b(s) = \frac{3}{1} + \frac{2}{\sqrt{2}} = 4.41$$

Los resultados anteriores de a(s) y b(s) se utilizan para calcular [3] de la siguiente manera:

$$E_1(s) = \frac{20}{2(5.12) + (1 + 4.41)} = 1.27$$

El coeficiente C1(s) se obtiene de la siguiente manera:

$$C_1(s) = 1 - \frac{1.27}{21} = 0.9395$$

De la misma forma obtenemos los coeficientes para la imagen binaria I2, e I3.

Bin - I2

$$a(s) = \frac{3}{1} + \frac{3}{\sqrt{2}} = 5.12$$

$$b(s) = \frac{2}{1} + \frac{2}{\sqrt{2}} = 3.41$$

$$E_1(s) = \frac{20}{2(5.12) + (1 + 3.41)} = 1.365$$

$$C_1(s) = 1 - \frac{1.365}{21} = 0.9395$$

Bin - I3

$$a(s) = \frac{1}{1} + \frac{1}{\sqrt{2}} = 1.707$$

$$b(s) = \frac{3}{1} + \frac{2}{\sqrt{2}} = 4.41$$

$$E_1(s) = 0$$

$$C_1(s) = 1$$

El resultado final es obtenido por el valor que maximice [5], para nuestro ejemplo, multiplicamos $E(s)$ y su respectiva confiabilidad dada al comparar las regiones urbanas y no urbanas con el pixel del descriptor binario estudiado, por lo tanto a $E1(s)$ lo multiplicamos por '0' ya que $I1(2,2)=2$ es diferente de 1, para $E2(s)$ tenemos que $I2(2,2)=2$ se multiplica por '0' y para $E3(s)$, $I3(2,2)=1$ por lo que $E3(s,s)$ se multiplica por '1'. La ecuación [5] queda como sigue:

$$I_1(s) = (0.9395) * (0) + (0.9395) * (0) + (1) * (1)$$

por lo que $I_1(s) = 1$.

De la misma forma obtenemos $I_2(s)$.

$$I_2(s) = (0.9395) * (1) + (0.9395) * (1) + (1) * (0)$$

y $I_2(s) = 1.86$.

Como $I_2 > I_1$, se toma como resultado final que el pixel resultado del estudio tiene un valor de 2, este valor se utiliza en la matriz resultado de la fusión.

De esta forma se calculan todos los elementos del resultado, barriendo las imágenes de los descriptores y el mapa burdo.

CAPÍTULO 6

APROXIMACIÓN ESTADÍSTICA DE SEGMENTACIÓN

6.1 MÉTODOS DE SEGMENTACIÓN

Método basado en Pixels

Este método de segmentación toma en cuenta solamente el valor de gris de un pixel, para decidir si el mismo pertenece o no al objeto de interés. Para ello, se debe encontrar el rango de valores de gris que caracterizan dicho objeto, lo que requiere entonces la búsqueda y el análisis del histograma de la imagen.

El objetivo de este método, es el de encontrar de una manera óptima los valores característicos de la imagen que establecen la separación del objeto de interés, con respecto a las regiones que no pertenecen al mismo; debido a esta característica y si los valores de gris del objeto y del resto de la imagen difieren claramente, entonces el histograma mostrará una distribución bimodal, con dos máximos distintos, lo que debiera generar, la existencia de una zona del histograma ubicada entre los dos máximos que no presenten los valores característicos, y que idealmente fuera igual a cero, con lo cual se logrará una separación perfecta entre el objeto y la región de la imagen que lo circunda, al establecer un valor umbral ubicado en esta región del histograma. Por lo tanto cada pixel de la imagen, es asignado a una de dos categorías, dependiendo si el valor umbral es excedido o no.

Si el valor del histograma ubicado entre los dos máximos, es distinto de cero, las funciones de probabilidad de los valores de gris del objeto y de la región restante, se solaparán, de tal manera que algunos pixels del objeto deberán ser tomados como pertenecientes a la región circundante y viceversa. Conocida la distribución de la función de probabilidad de los pixels del objeto y de la región circundante, es posible aplicar análisis estadístico en el proceso de buscar un umbral óptimo, con el número mínimo de correspondencias erróneas. Estas distribuciones pueden ser estimadas por histogramas locales, los cuales solamente incluyen las regiones correspondientes de la imagen.

Método basado en Contornos

En el método basado en pixels, el tamaño del objeto de interés depende del nivel de umbral escogido. La variación del tamaño es una característica dada por el hecho, de que los valores de gris en el contorno de un objeto cambian gradualmente desde la región circundante hacia el mismo. El método basado en contornos puede ser usado para evitar la variación del tamaño del objeto.

Este método se basa en realizar la búsqueda del valor máximo del gradiente, sobre cada línea que forma la imagen. Cuando un máximo es encontrado, un algoritmo de trazado trata de seguir el máximo del gradiente alrededor del objeto, hasta encontrar de nuevo el punto inicial, para luego buscar el próximo máximo en el gradiente.

Métodos Basados en Regiones

En el método de segmentación basado en pixels, la idea fundamental es clasificar un punto como del objeto, solamente tomando en cuenta el valor de gris que el mismo tiene asociado, lo que conlleva a que puntos aislados o pequeñas áreas puedan ser clasificadas como pertenecientes a la región de interés, es decir, allí no se toma en cuenta la conectividad como característica importante del objeto.

Métodos de segmentación basados en regiones, toman en cuenta un conjunto de puntos de la imagen, a los cuales se les analiza características como, la posición en el espacio de intensidades, las relaciones topológicas (conectividad) y las características de las fronteras entre dos conjuntos. Dependiendo de como sea analizada la posición en el espacio y las relaciones espaciales existentes entre los pixels, se pueden encontrar métodos de Clasificación (Horud, Mong) y métodos por Crecimiento de Regiones (Haralick, Shapiro).

Los métodos de Clasificación determinan primero una partición del espacio de intensidades y utilizan luego las relaciones de conectividad, para determinar una región. Los métodos de Crecimiento de Regiones utilizan de manera simultánea los dos tipos de información.

Segmentación de Regiones por Clasificación

Inicialmente se utilizan los niveles de gris presentes en la imagen para obtener una partición del espacio. Se asocia a cada pixel la clase de nivel de gris a la cual pertenece. Las regiones son definidas por los conjuntos de pixels conexos pertenecientes a una misma clase. Este método utiliza el cálculo del histograma para realizar la clasificación de las intensidades de la imagen, realizando la búsqueda de los distintos modos del histograma y sus valles correspondientes; las clases son determinadas por los valores entre los valles, de esta forma los puntos de la imagen son etiquetados con la clase correspondiente. Este método de segmentación es eficaz, si la clasificación de las intensidades permite definir, las diferentes regiones homogéneas de la imagen.

Crecimiento de Regiones por Enlace Sencillo

Este método de segmentación por crecimiento de regiones, considera a cada pixel como un nodo de un grafo, luego analizando una vecindad de un pixel cualquiera, se unen por medio de un arco, todos aquellos pixels con características similares. La intensidad de los niveles de gris es la característica de similaridad buscada, en tal sentido, dos pixels serán conectados si los mismos difieren en menos de un valor constante preestablecido, y si se encuentran en una determinada vecindad, todos los conjuntos de pixels así encontrados, forman un subgrafo de la imagen, los cuales forman conjuntos máximos de pixels que generan la imagen segmentada.

Este método establece un factor de similaridad suficiente, si el valor absoluto de la diferencia de los niveles de gris de dos pixels vecinos es suficientemente pequeño. Otra forma de establecer un factor de similaridad suficiente, es el normalizar la diferencia de los pixels vecinos, por el factor α igual raíz de dos veces la raíz cuadrada del valor medio cuadrático de la diferencia de los pixels vecinos de toda la imagen, ecuación siguiente:

$$\alpha = \sqrt{2} \left(\frac{1}{N} \sum_{n=1}^M d_n^2 \right)^{1/2}$$

Con este valor de similaridad suficiente, la diferencia de dos pixels vecinos normalizado por $1/\alpha$ tiene una distribución normal, con una media igual a cero y desviación estándar igual a α . De esta manera debe escogerse un valor umbral, el cual debe ser comparado con la diferencia de dos pixels para de esta forma establecer si los mismos deberán estar conectados o no.

Crecimiento de Regiones por Enlace Sencillo

Esta técnica busca asignar un vector propiedad a cada pixel, donde dicho vector depende de una vecindad de $K \times K$ dimensiones. Pixels que sean similares, es por que sus vecindades por alguna razón especial son similares, por lo tanto el factor de similaridad es establecido como una función de los valores de los pixels vecinos.

Este esquema de segmentación utiliza un operador de contorno para establecer si dos pixels son o no unidos por un arco. La idea es aplicar a la imagen un operador de realce de contorno, por lo tanto esta técnica es altamente dependiente del operador utilizado.

A cada pixel se le examina sus $K \times K$ vecinos, para luego realizar una lista de los N pixels más similares al pixel en estudio. Un arco es trazado entre un par de pixels (Vecinos Directos), si cada pixel esta en la otra lista de vecinos, y si el número de pixels vecinos en la lista es suficientemente elevado. El vector propiedad (PV) asociado a cada pixel, esta constituido por la intensidades del nivel de gris, y por el promedio de las intensidades de los niveles de gris en su vecindad de $K \times K$.

Si los pixels p_1 y p_2 , poseen vectores propiedad de la forma: $PV_1 = (x, a)$, $PV_2 = (x, a)$; donde x y y representan las intensidades de gris asociadas al pixel correspondiente y, a y b son los promedios de las intensidades en la vecindad correspondiente, y sea $S = (x - y)^2 + (x - b)^2 + (y - a)^2$, entonces dos pixels serán similares para valores suficientemente pequeños de S .

Crecimiento de Regiones por Enlace de Centroide

El método de crecimiento de regiones por enlace de centroide, no utiliza la comparación de la similaridad de dos píxeles vecinos, para realizar su unión. Este método explora la imagen de una manera predeterminada. El valor de un píxel es comparado con la media de las intensidades de una zona o segmento de su vecindad. Si el valor del píxel y el valor medio del segmento están lo suficientemente cercanos, entonces el píxel es adicionado al segmento y su media es actualizada. Si regiones no vecinas tienen una media suficientemente cercana, entonces un nuevo segmento es establecido, siendo el píxel en estudio su primer miembro. Si dos regiones diferentes están lo suficientemente cercanas, las dos regiones son unidas y el píxel es adicionado a la nueva región.

CAPÍTULO 7

RESULTADOS

Para llevar a cabo las pruebas y desarrollo de esta tesis, se eligieron 2 imágenes con 256 niveles de gris, 512 x 512 pixels con una resolución aproximada de 50 cm por pixel. Las imágenes presentan una sección del bosque de Tlalpan y de la Colonia Miguel Hidalgo-Tlalpan en el valle de México. A estas imágenes se les aplicó un algoritmo para disminuir el número de niveles de gris, posteriormente se utilizó el método estadístico de Matriz de Co-ocurrencia junto con los descriptores de textura de Haralick para obtener las diferentes imágenes de textura utilizadas en la fusión y en la segmentación final. Se realizaron diversos experimentos para encontrar el tamaño de ventana, desplazamiento y ángulo adecuados, de acuerdo a los resultados de tiempo de procesamiento y segmentación de las diferentes áreas. A continuación se presentan los resultados para un ángulo de 0° y 180°, distancias de 2 y 3 pixels con ventanas de tamaño 5x5 y 7x7 respectivamente. Los experimentos presentados corresponden a 32 y 64 niveles de gris.

En la Tabla 7-1 se presenta un cuadro comparativo de tiempos en minutos al variar niveles de gris, tamaños de ventana y distancias entre pixels con respecto al algoritmo rápido propuesto. Para realizar estos experimentos se utilizó un equipo Pentium III a 800 MHz, con 128 MB de Ram y Matlab R12.

Tabla 7-1 Tiempo de procesamiento de los diferentes algoritmos expresado en minutos.

Método de textura	Ng=32,v=7,d=3	Ng=64,V=13,D=6	Ng=16,V=7,D=3	Ng=32,V=5,D=2	Ng=64,V=15,D=2
GLCM normal	127	960	90	48	1200
GLCM propuesto	14	48	8	12	73
SDH	25	48	25	21	75

Posteriormente, de los resultados obtenidos al aplicar matriz de co-ocurrencia y descriptores de Haralick, se escogieron tres imágenes, estas imágenes eran las que mejor resaltaban las regiones urbanas de las no urbanas. Los descriptores seleccionados son: Energía, Correlación y Sombra de grupo.

Para poder realizar la fusión de datos, las imágenes seleccionadas se binarizaron utilizando un algoritmo de correlación.

En nuestras imágenes la clase urbana está representada por el nivel de gris 255 (color blanco), mientras que la clase no urbana está representada por el nivel de gris 0 (color negro).

Por último se utilizan estas imágenes binarias para realizar el proceso de fusión junto con un mapa binario rudimentario de la imagen original.



Figura 7-1 Imagen de prueba "bosque2".



Figura 7-2 Imagen de prueba "bosque3".

7.1 Resultados de Textura para la imagen de prueba "bosque2" por el método de la matriz de co-ocurrencia utilizando 32 niveles de gris.



(a)



(b)

Figura 7-3 Descriptor de Autocorrelación: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

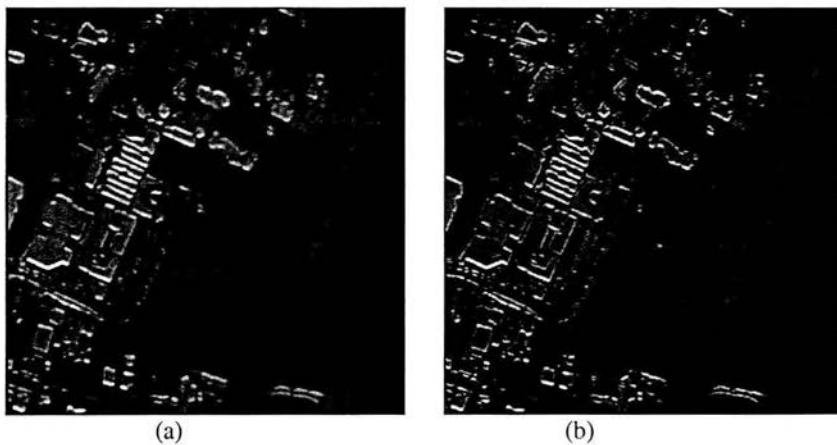


Figura 7-4 Descriptor de Prominencia de Grupo: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

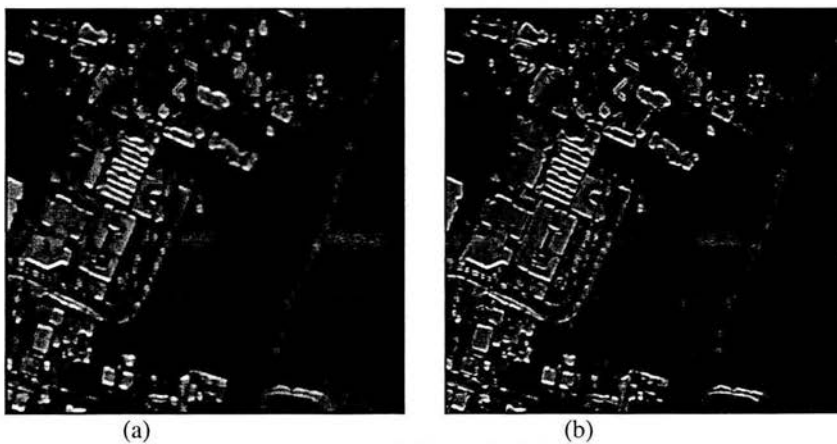
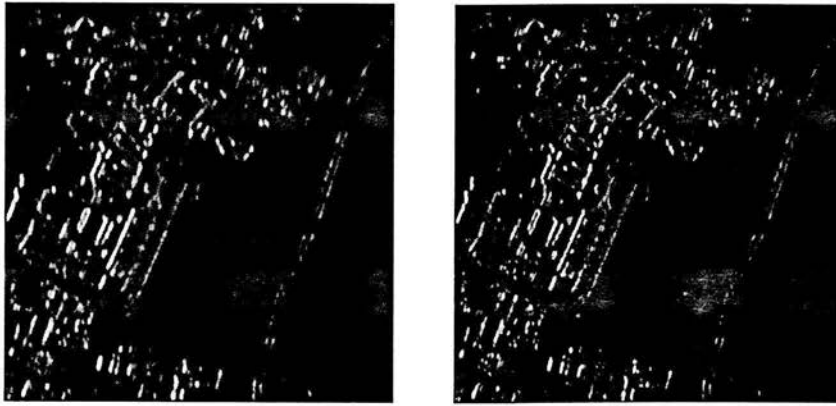
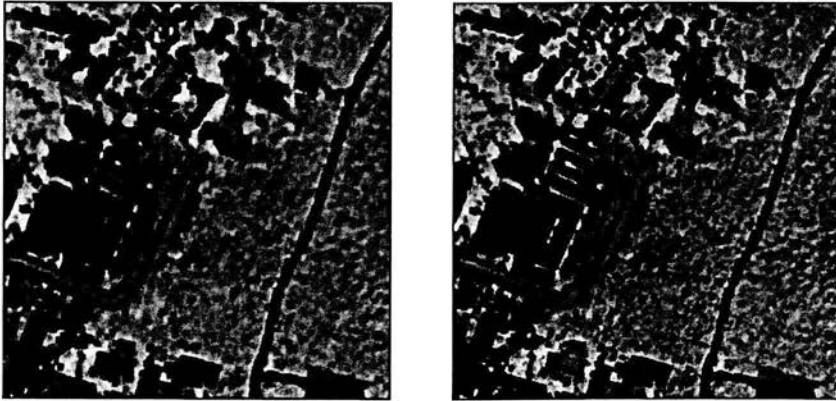


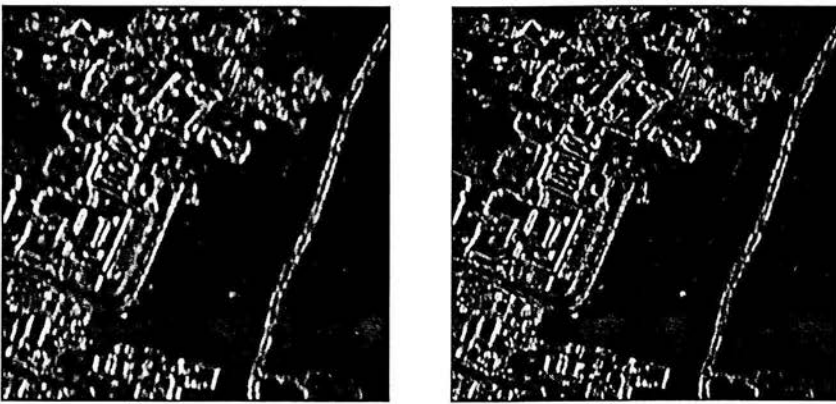
Figura 7-5 Descriptor de Sombra de Grupo: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



(a) (b)
Figura 7-6 Descriptor de Contraste: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



(a) (b)
Figura 7-7 Descriptor de Correlación: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



(a) (b)
Figura 7-8 Descriptor de Disimilaridad: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

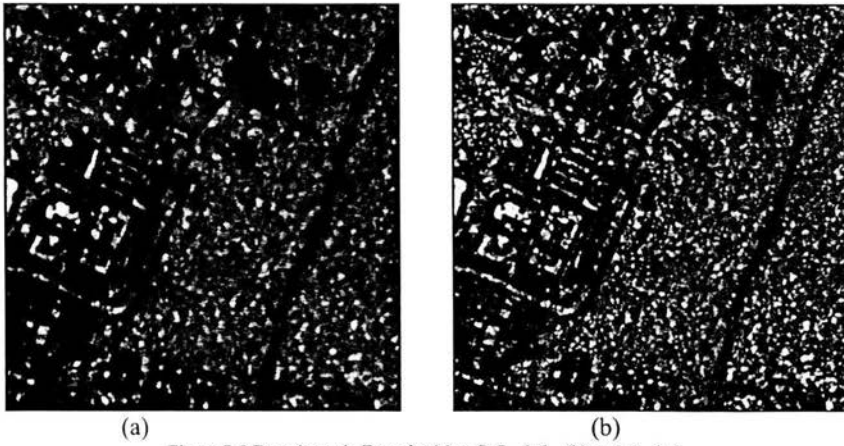


Figura 7-9 Descriptor de Energía: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

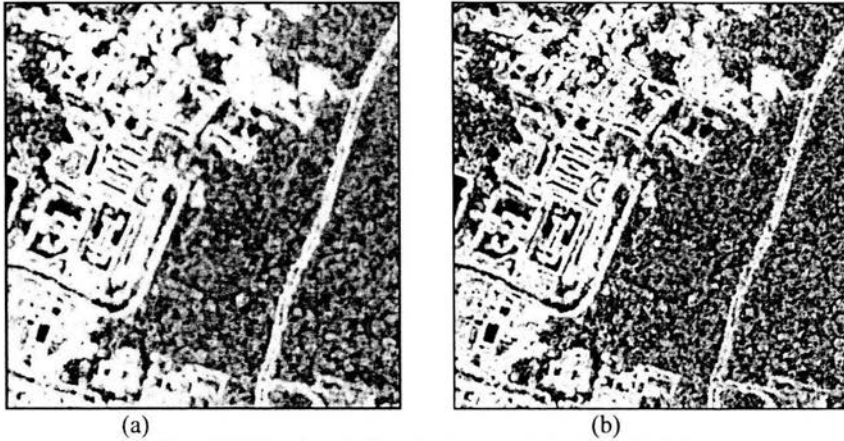


Figura 7-10 Descriptor de Entropía: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

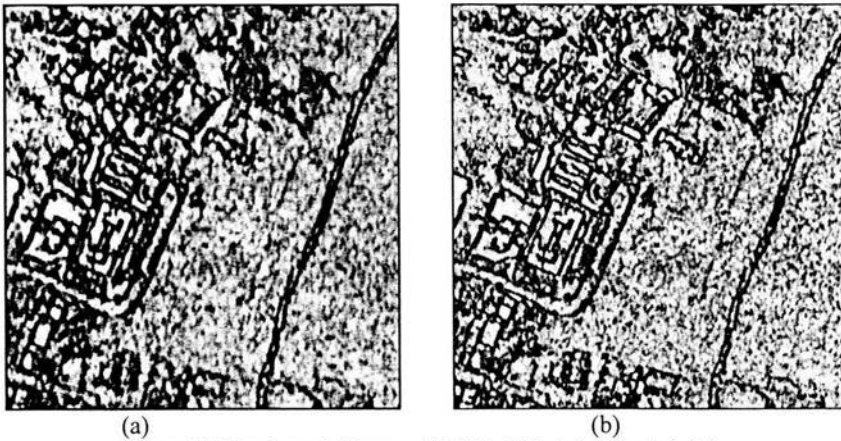


Figura 7-11 Descriptor de Homogeneidad: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

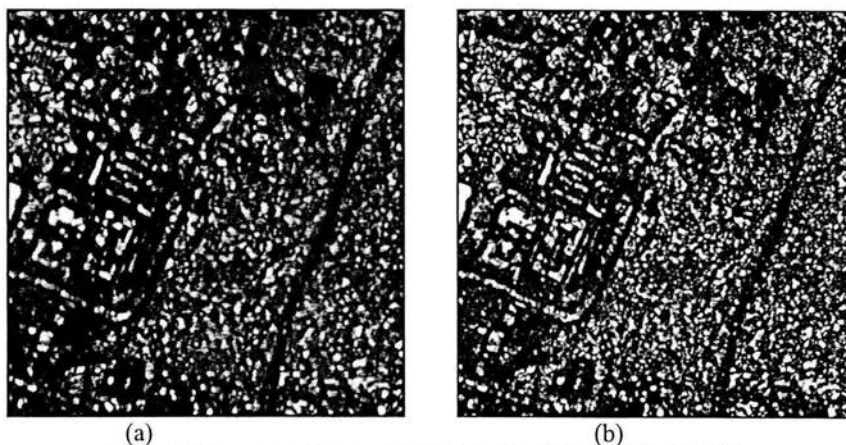


Figura 7-12 Descriptor de Máxima Probabilidad: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

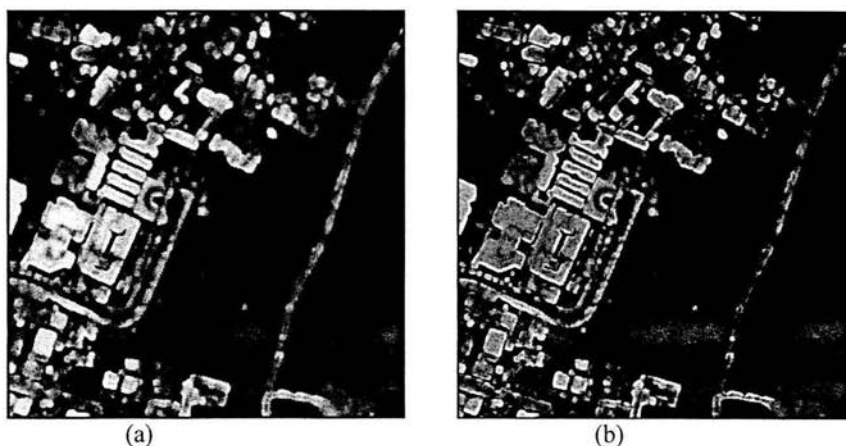


Figura 7-13 Descriptor de Varianza: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

Como se puede observar, el grado de segmentación de las imágenes es muy similar al utilizar las diferentes ventanas y distancias, aunque existe mejor nitidez de las imágenes al utilizar ventanas de 5×5 con distancia de 2 pixels, ya que se utiliza mayor información de cada imagen.

7.2 Resultados de Textura para la imagen de prueba “bosque2” por el método de la matriz de co-ocurrencia utilizando 64 niveles de gris.

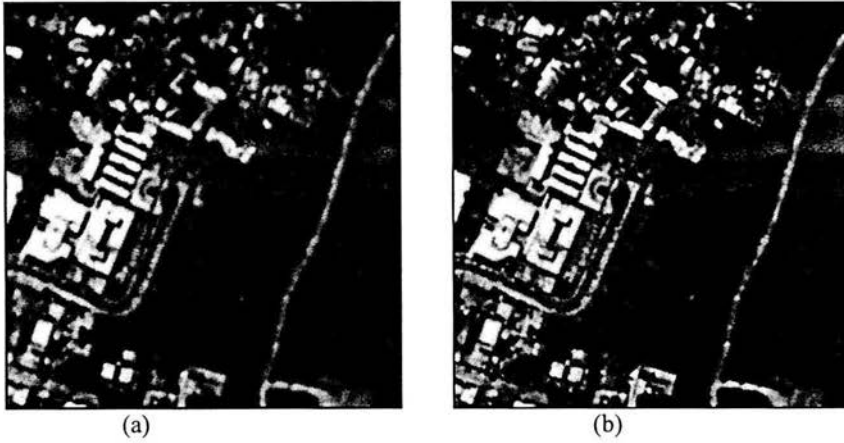


Figura 7-14 Descriptor de Autocorrelación: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

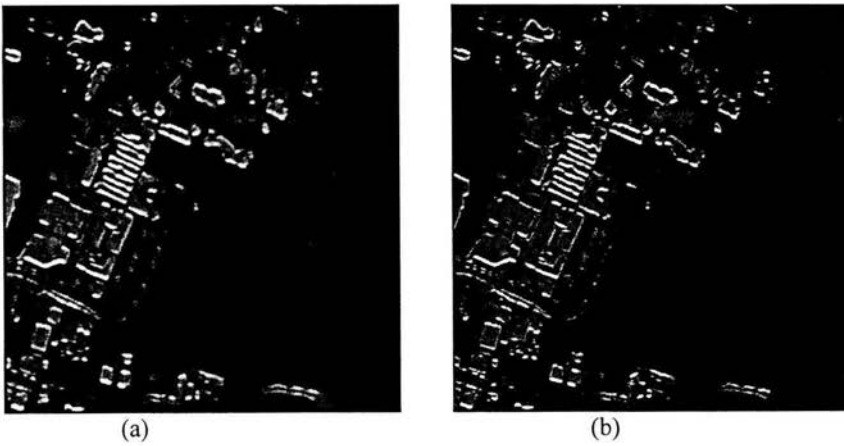
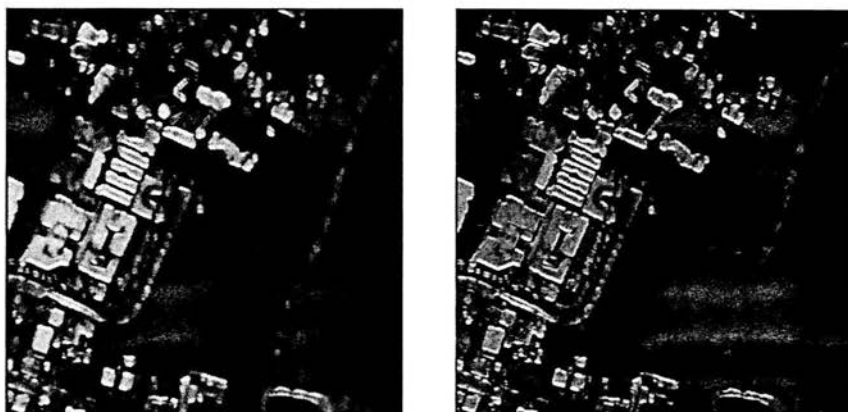
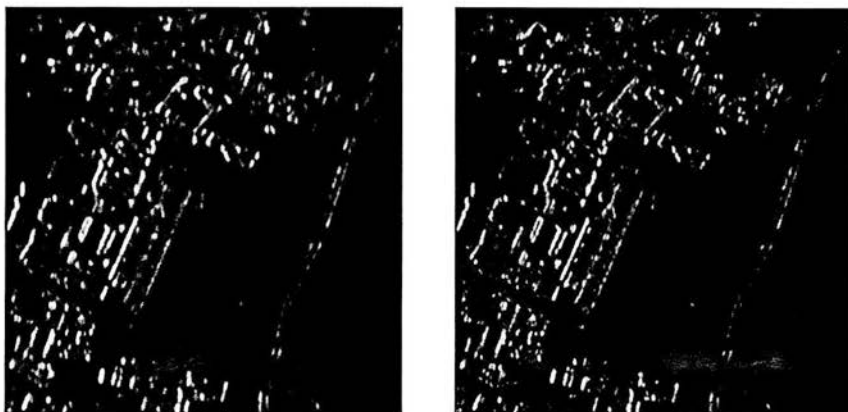


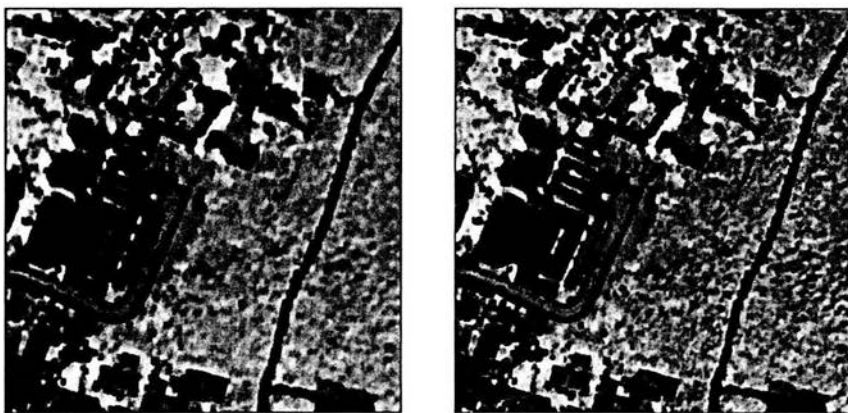
Figura 7-15 Descriptor de Prominencia de Grupo: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



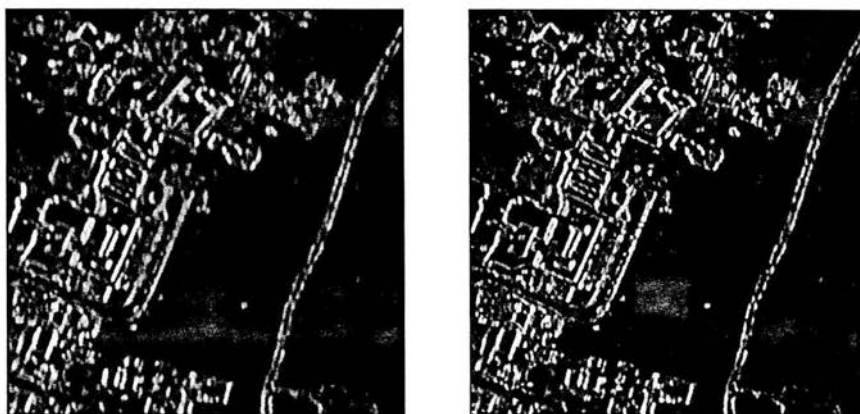
(a) (b)
Figura 7-16 Descriptor de Sombra de Grupo: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



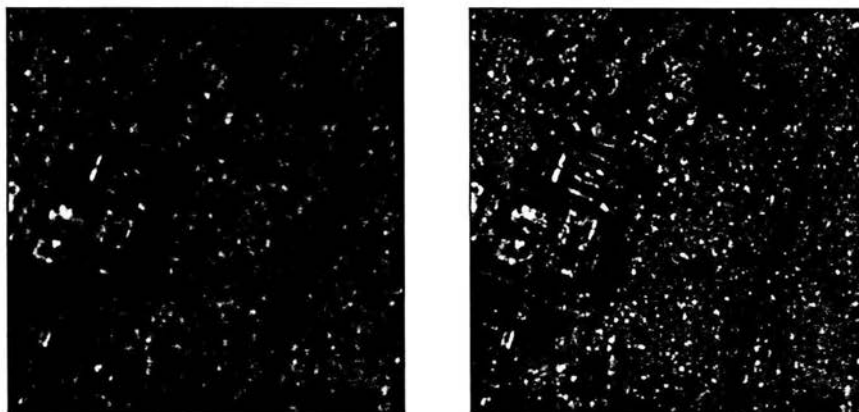
(a) (b)
Figura 7-17 Descriptor de Contraste: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



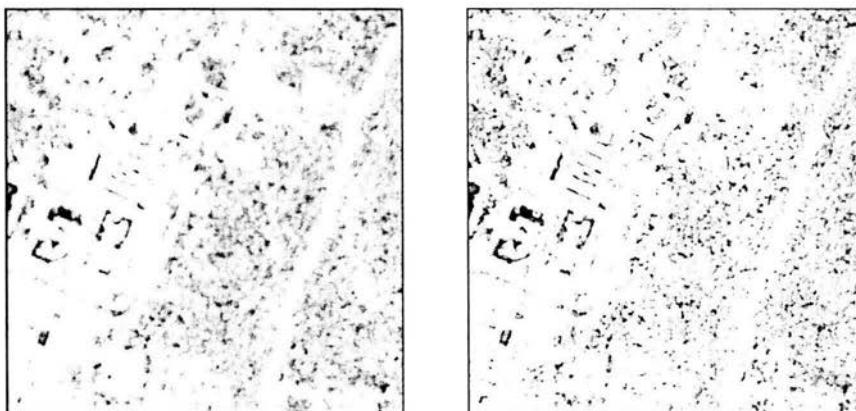
(a) (b)
Figura 7-18 Descriptor de Correlación: (a) $v=5 \times 5$, $d=2$ (b) $v=7 \times 7$, $d=3$.



(a) (b)
Figura 7-19 Descriptor de Disimilaridad: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



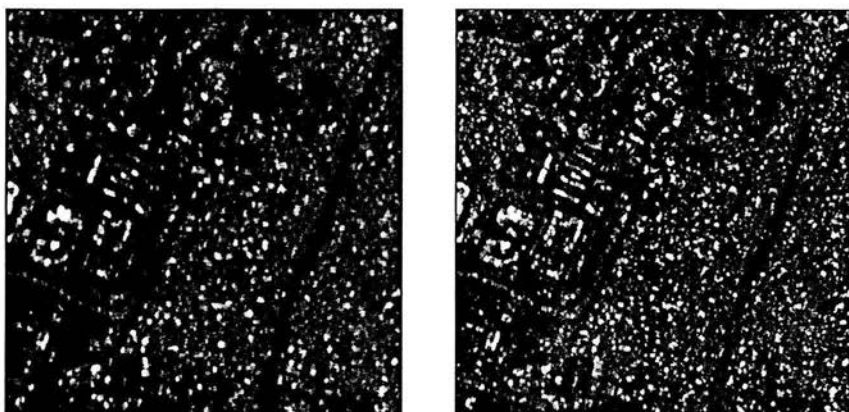
(a) (b)
Figura 7-20 Descriptor de Energía: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



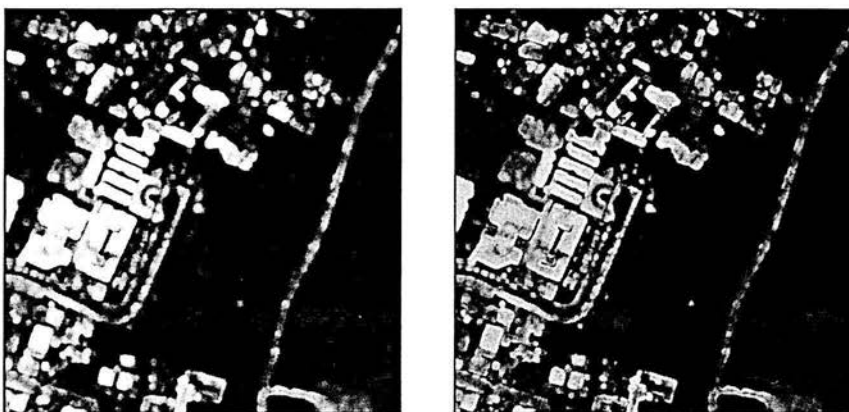
(a) (b)
Figura 7-21 Descriptor de Entropía: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



(a) (b)
Figura 7-22 Descriptor de Homogeneidad: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



(a) (b)
Figura 7-23 Descriptor de Máxima Probabilidad: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



(a) (b)
Figura 7-24 Descriptor de Varianza: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

Al utilizar una cuantización de 64 niveles de gris, se procesa mayor información de la imagen original, aunque esto incrementa considerablemente el tiempo de procesamiento. Los resultados obtenidos al utilizar esta cuantización, incrementan el contraste entre las zonas urbanas y no urbanas, aunque no considerablemente.

7.3 Resultados de textura por el método de matriz de co-ocurrencia para la imagen "bosque3", utilizando 32 niveles de gris.

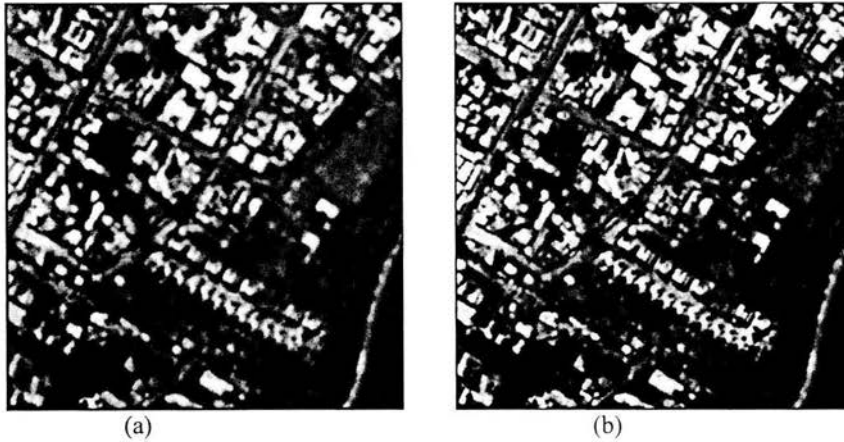


Figura 7-25 Descriptor de Autocorrelación: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

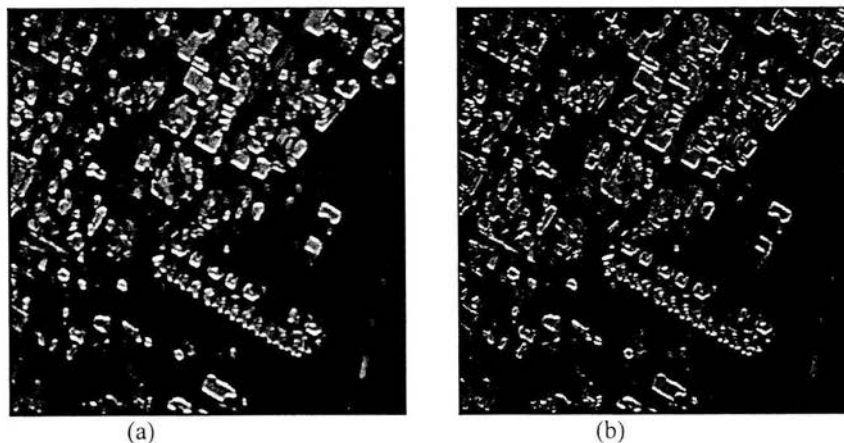
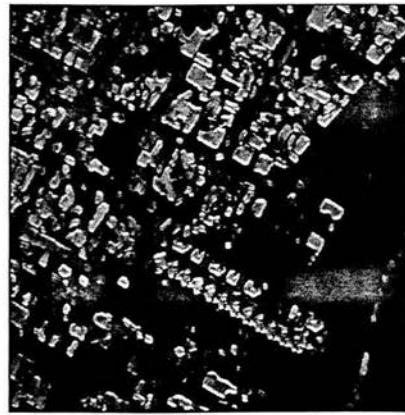


Figura 7-26 Descriptor de Prominencia de Grupo: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

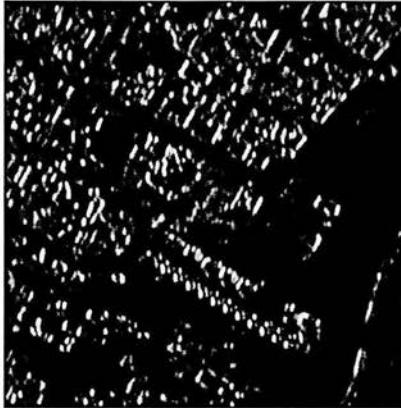


(a)

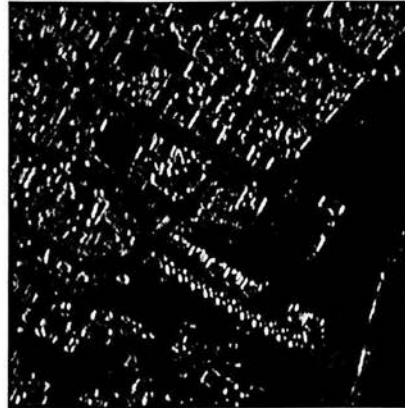


(b)

Figura 7-27 Descriptor de Sombra de Grupo: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

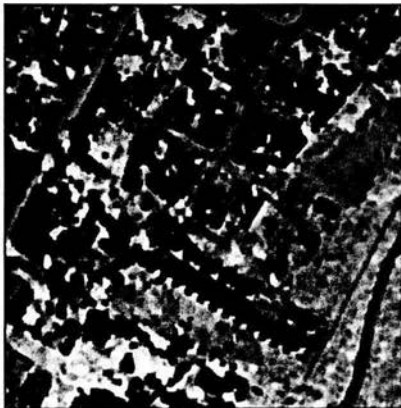


(a)

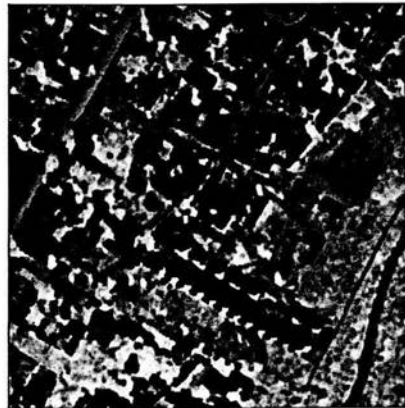


(b)

Figura 7-28 Descriptor de Contraste: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

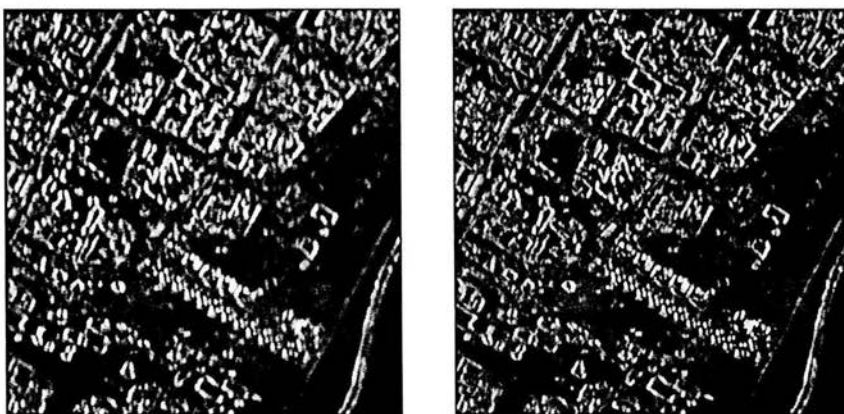


(a)

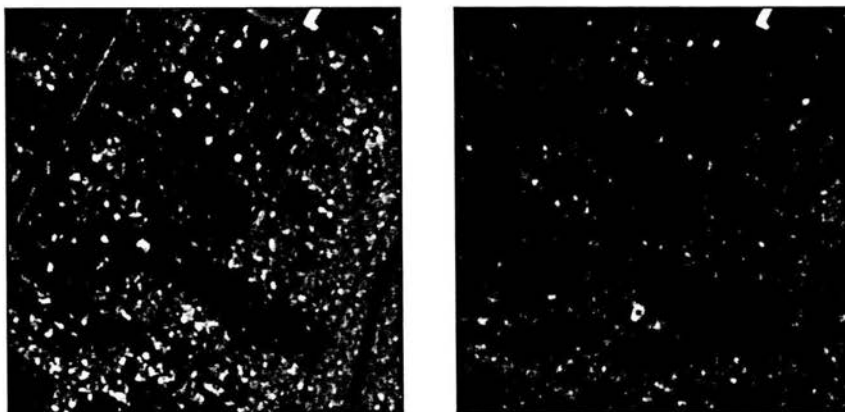


(b)

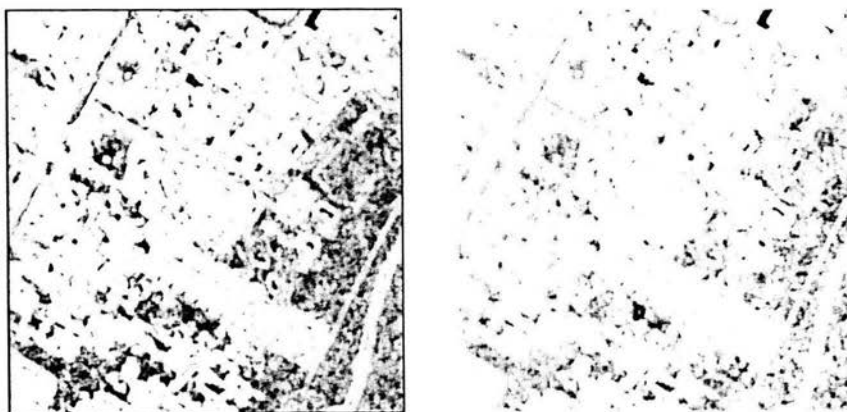
Figura 7-29 Descriptor de Correlación: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



(a) (b)
Figura 7-30 Descriptor de Disimilaridad: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



(a) (b)
Figura 7-31 Descriptor de Energía: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



(a) (b)
Figura 7-32 Descriptor de Entropía: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



(a)

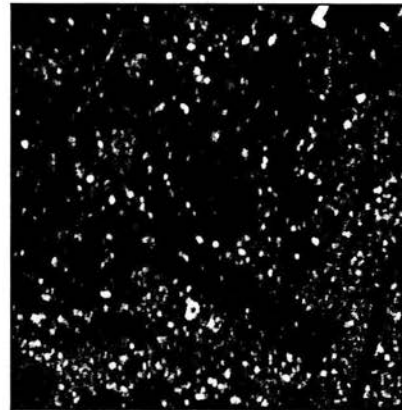


(b)

Figura 7-33 Descriptor de Homogeneidad: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



(a)



(b)

Figura 7-34 Descriptor de Máxima Probabilidad: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



(a)



(b)

Figura 7-35 Descriptor de Varianza: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

7.4 Resultados de textura por el método de matriz de co-ocurrencia para la imagen "bosque3", utilizando 64 niveles de gris.

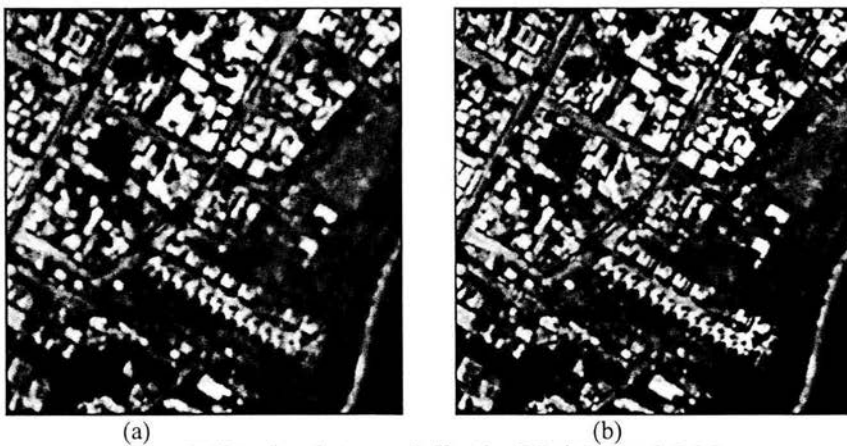


Figura 7-36 Descriptor de Autocorrelación: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

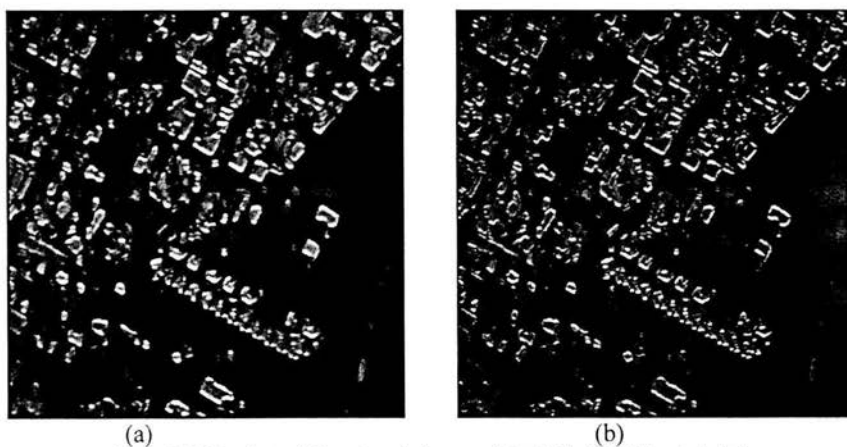
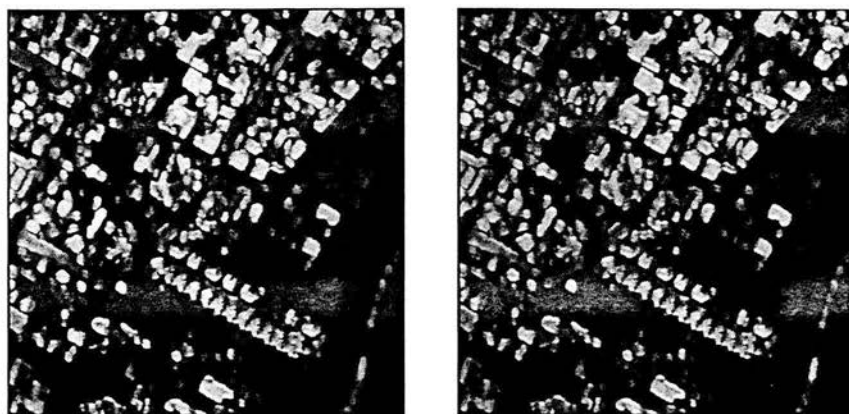
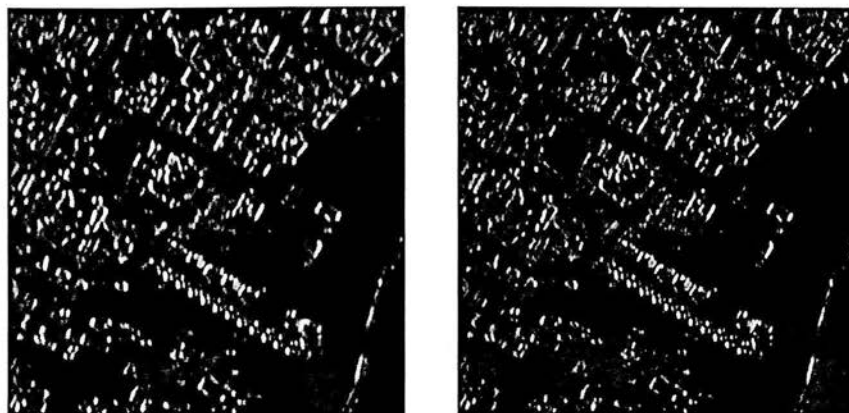


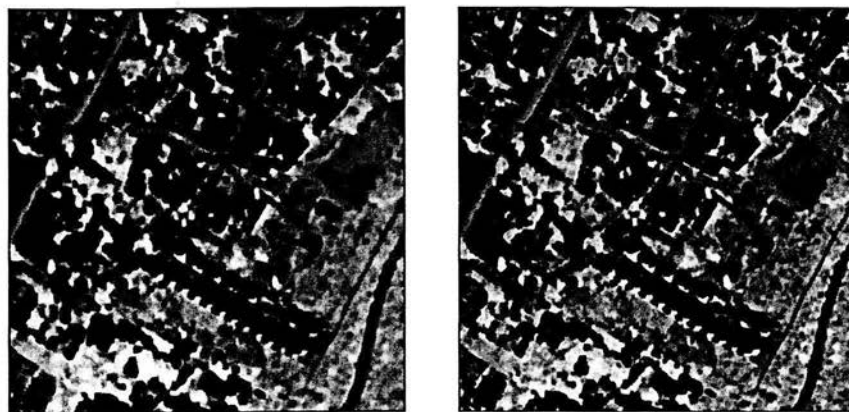
Figura 7-37 Descriptor de Prominencia de grupo: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



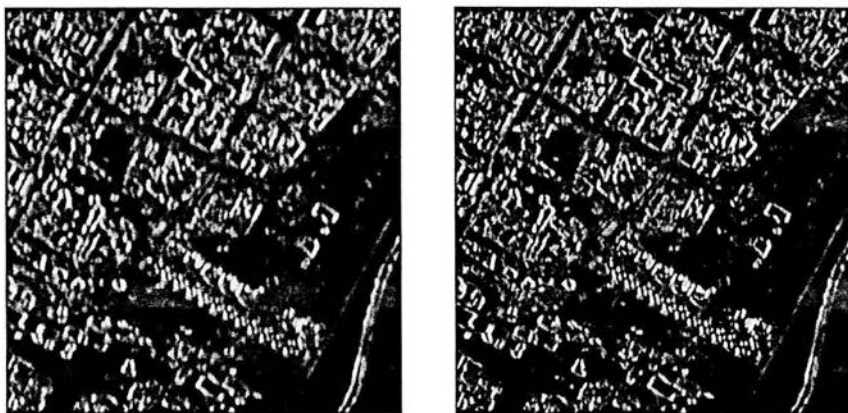
(a) (b)
Figura 7-38 Descriptor de Sombra de grupo: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



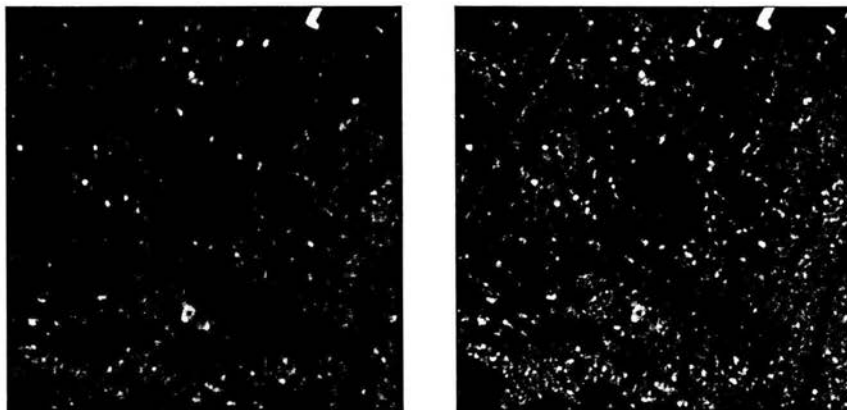
(a) (b)
Figura 7-39 Descriptor de Contraste: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



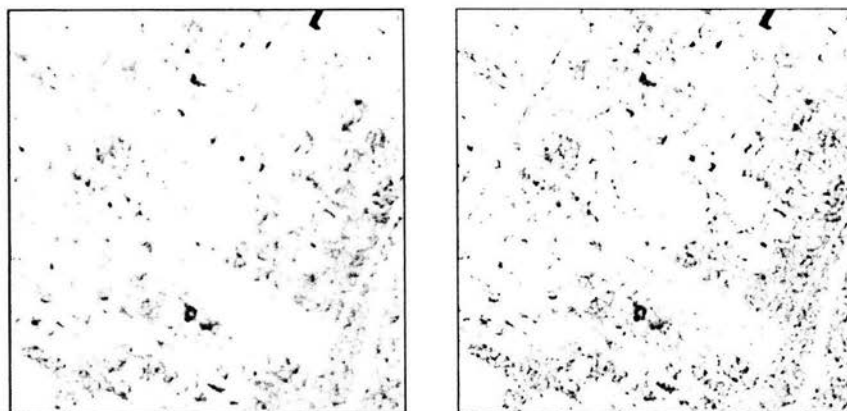
(a) (b)
Figura 7-40 Descriptor de Correlación: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



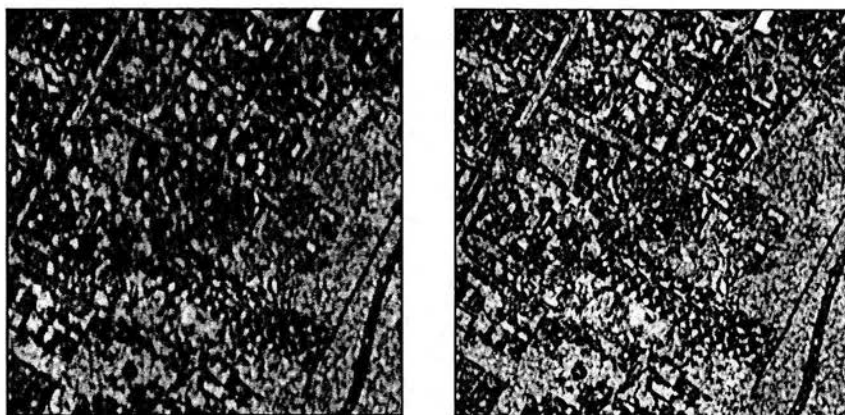
(a) (b)
Figura 7-41 Descriptor de Disimilaridad: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



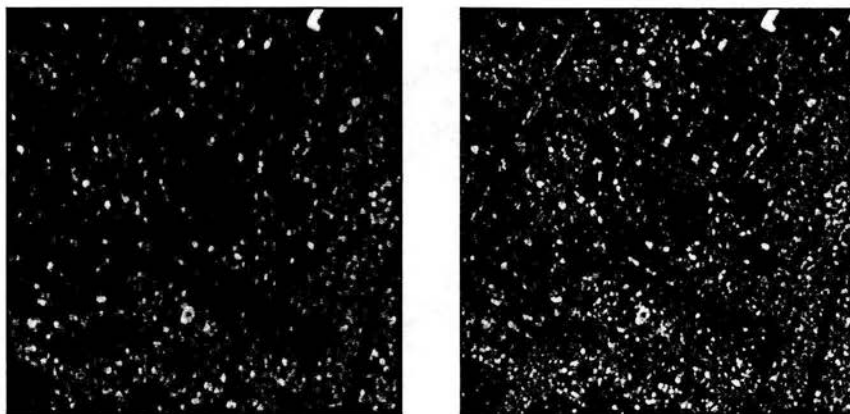
(a) (b)
Figura 7-42 Descriptor de Energia: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



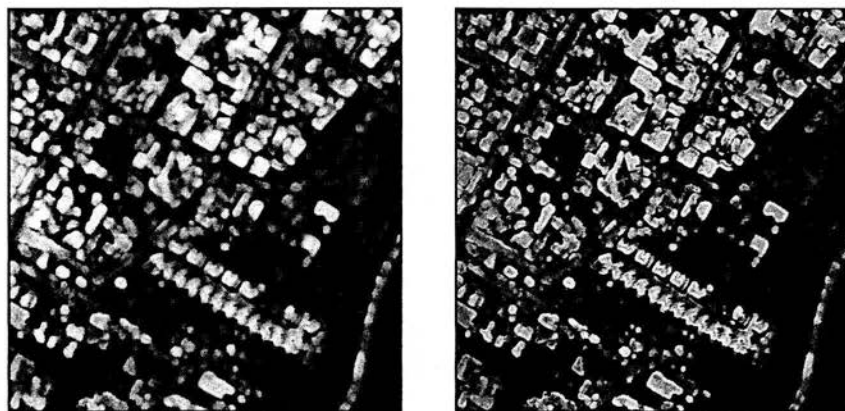
(a) (b)
Figura 7-43 Descriptor de entropía: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



(a) (b)
Figura 7-44 Descriptor de Homogeneidad: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



(a) (b)
Figura 7-45 Descriptor de Máxima probabilidad: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



(a) (b)
Figura 7-46 Descriptor de Varianza: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

7.5 Resultados de textura por el método de suma y diferencia de histogramas para la imagen "bosque2", utilizando 32 niveles de gris.

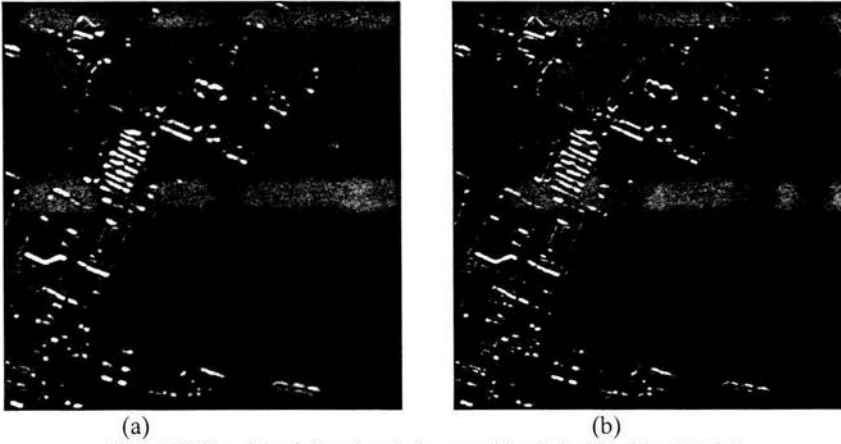


Figura 7-47 Descriptor de Prominencia de grupo: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

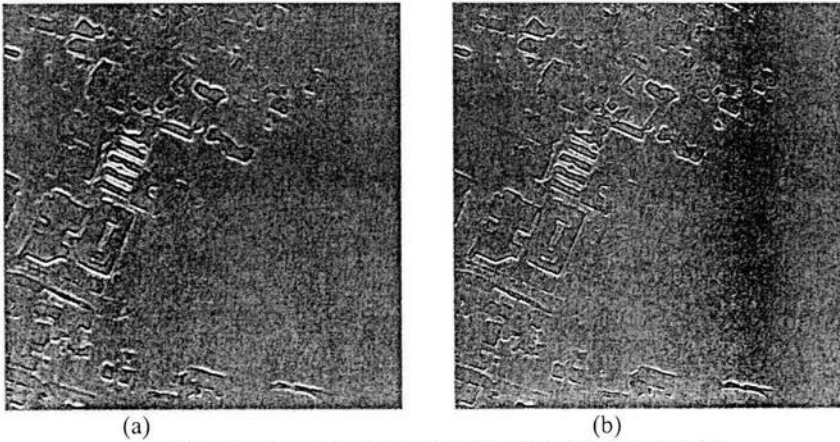


Figura 7-48 Descriptor de Sombra de grupo: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

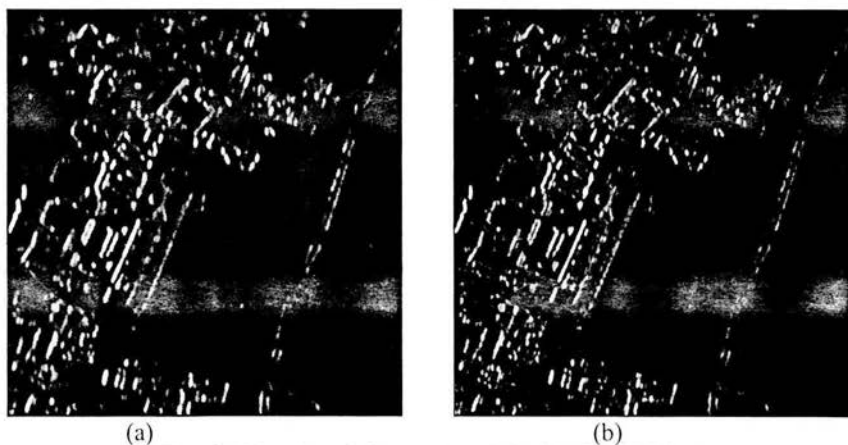


Figura 7-49 Descriptor de Contraste: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

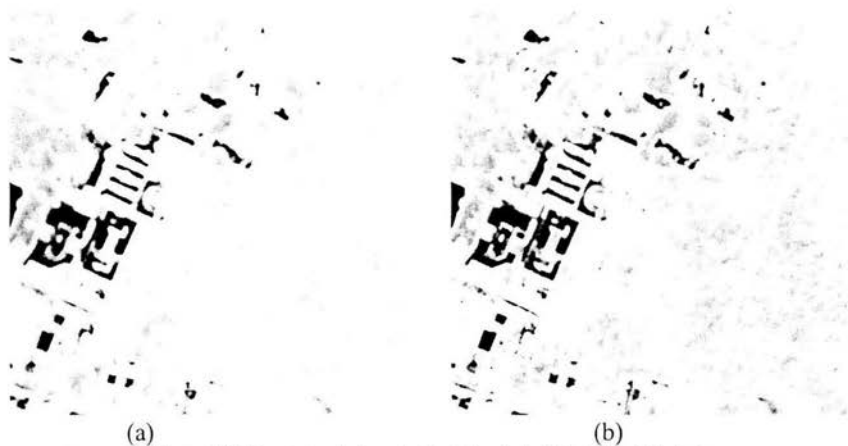


Figura 7-50 Descriptor de Correlación: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

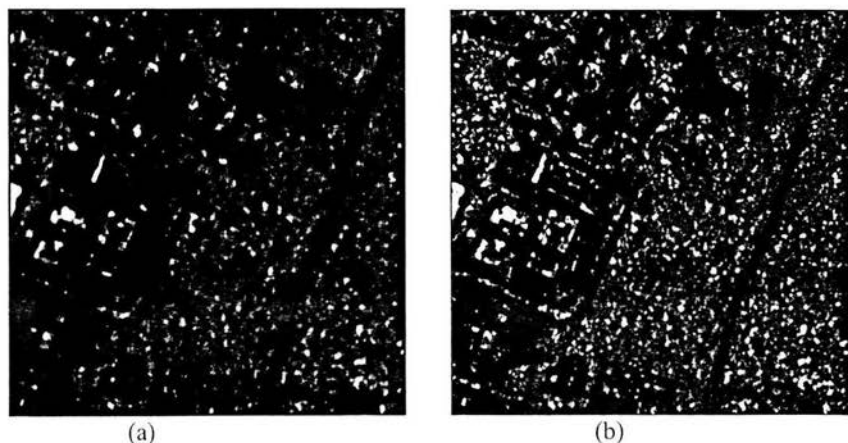


Figura 7-51 Descriptor de Energía: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

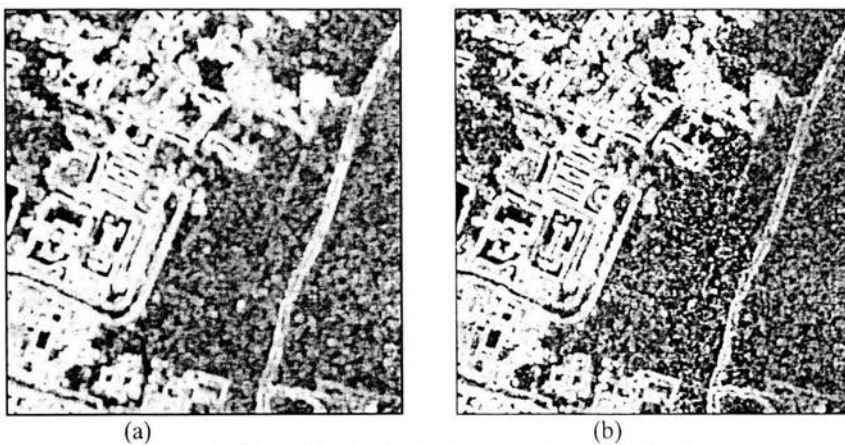


Figura 7-52 Descriptor de Entropía: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

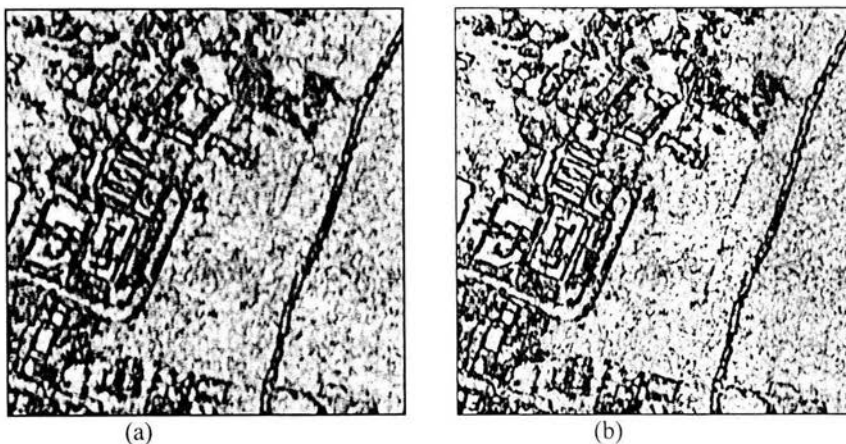


Figura 7-53 Descriptor de Homogeneidad: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

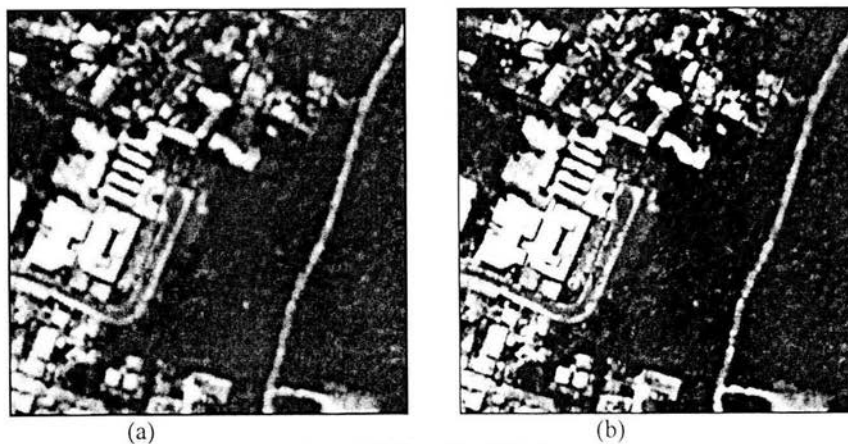


Figura 7-54 Descriptor de Mediana: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

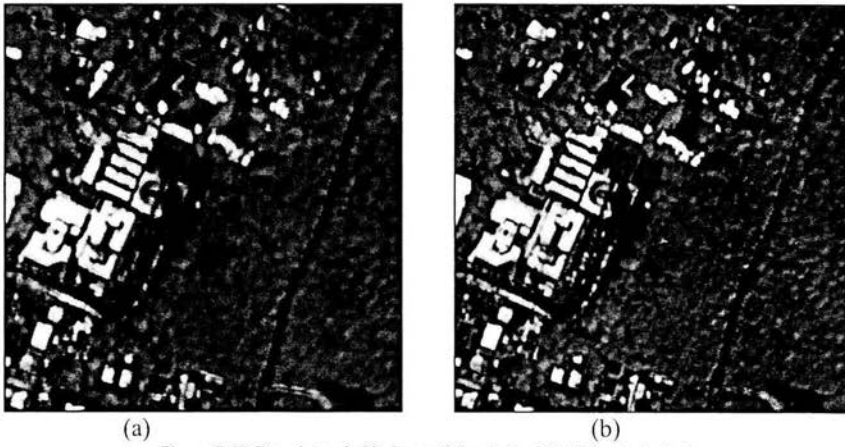


Figura 7-55 Descriptor de Varianza: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

7.6 Resultados de textura por el método de suma y diferencia de histogramas para la imagen "bosque2", utilizando 64 niveles de gris.

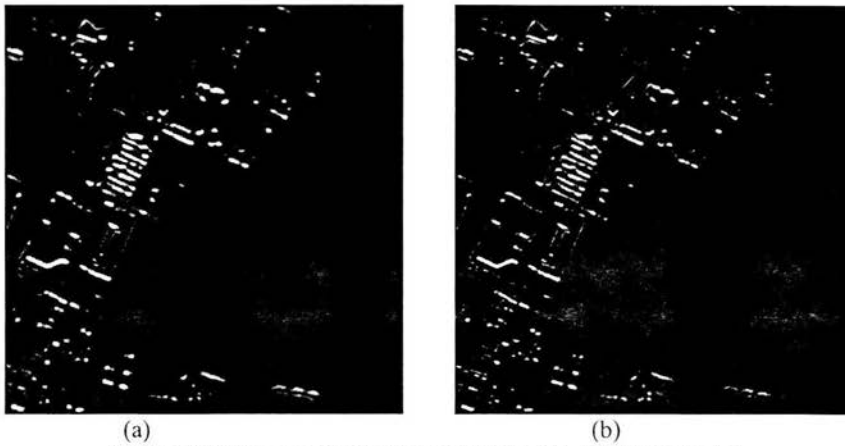


Figura 7-56 Descriptor de Prominencia de grupo: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

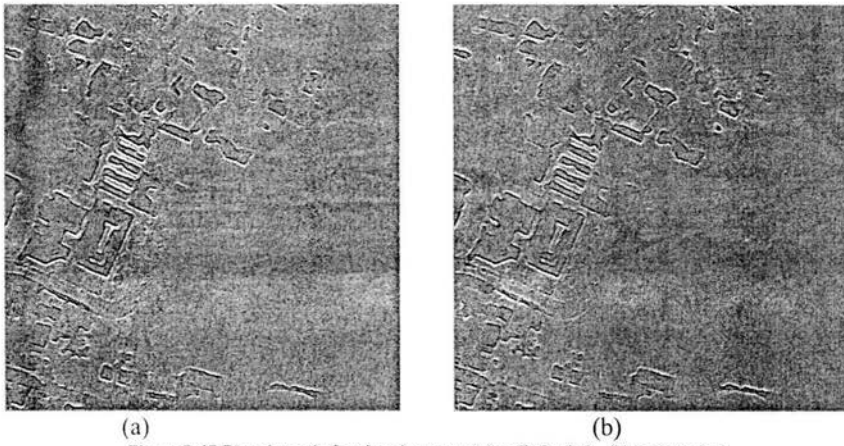


Figura 7-57 Descriptor de Sombra de grupo: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

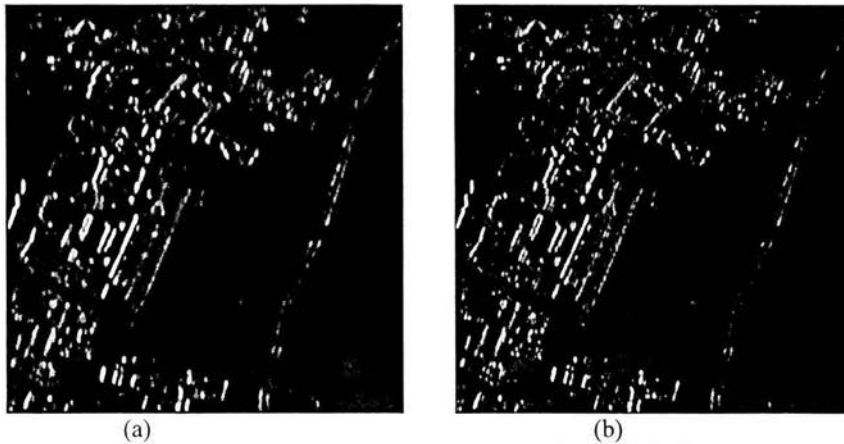


Figura 7-58 Descriptor de contraste: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

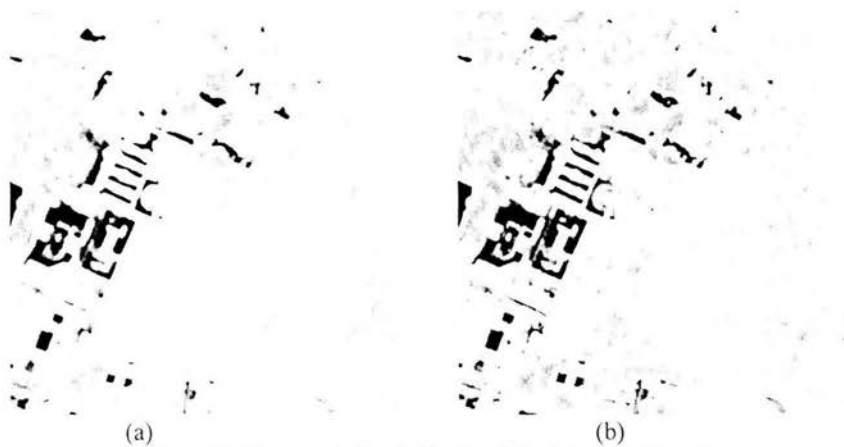
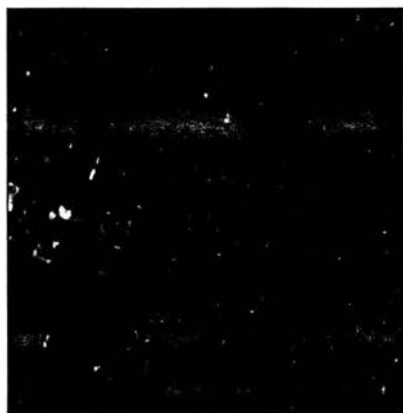
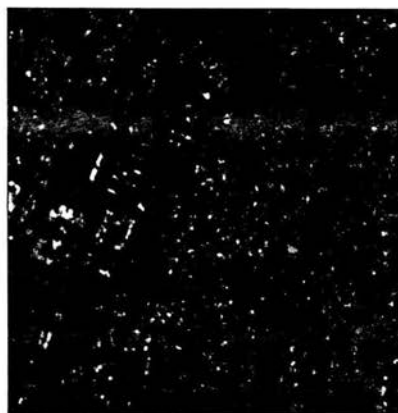


Figura 7-59 Descriptor de Correlación: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



(a)



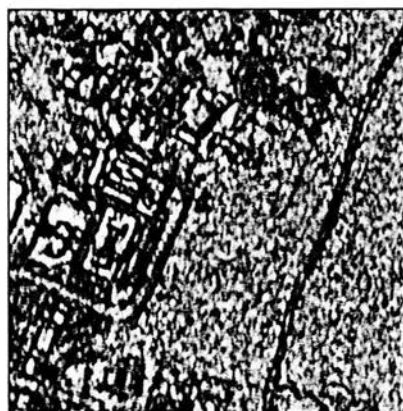
(b)

Figura 7-60 Descriptor de Energía: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

(a)



(b)

Figura 7-61 Descriptor de Entropía: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

(a)



(b)

Figura 7-62 Descriptor de Homogeneidad: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

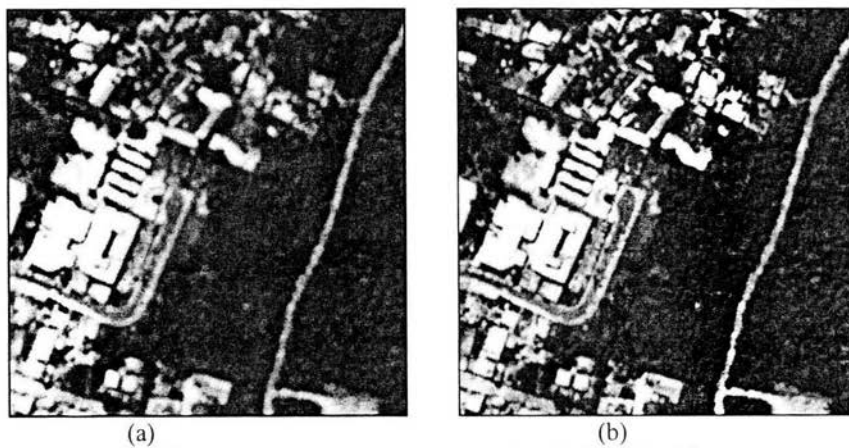


Figura 7-63 Descriptor de Mediana: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

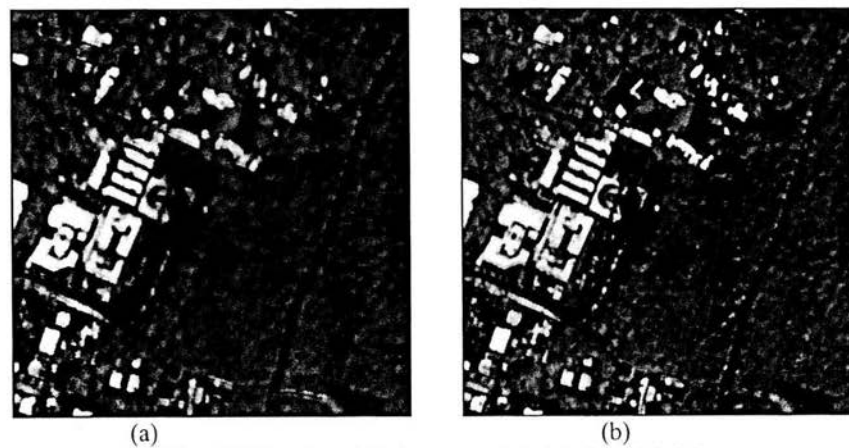


Figura 7-64 Descriptor de Varianza: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

7.7 Resultados de textura por el método de suma y diferencia de histogramas para la imagen "bosque3", utilizando 32 niveles de gris.

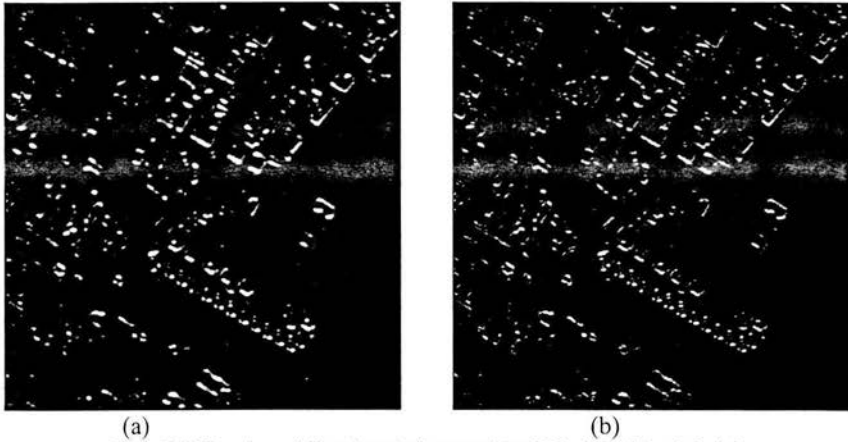


Figura 7-65 Descriptor de Prominencia de grupo: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

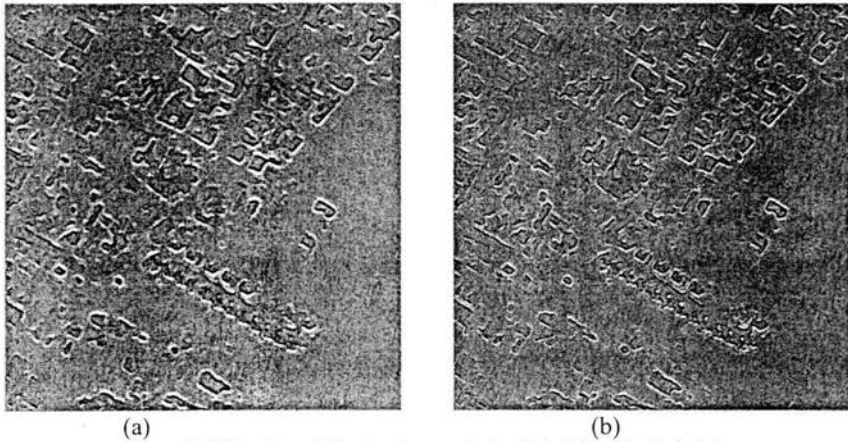


Figura 7-66 Descriptor de Sombra de grupo: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

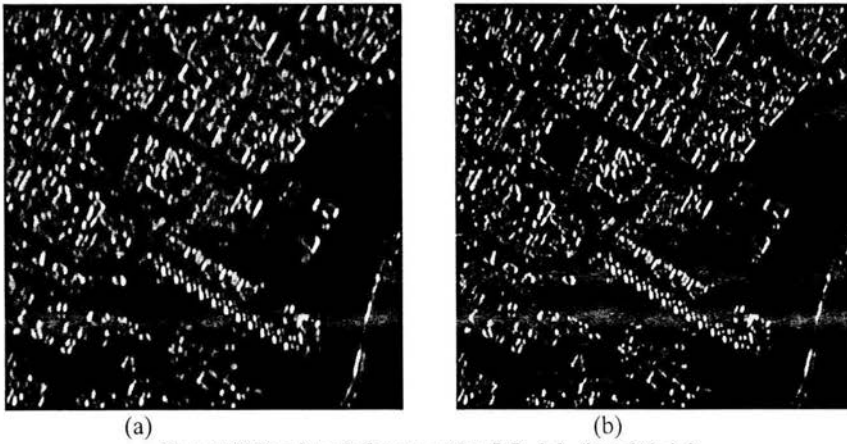


Figura 7-67 Descriptor de Contraste: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

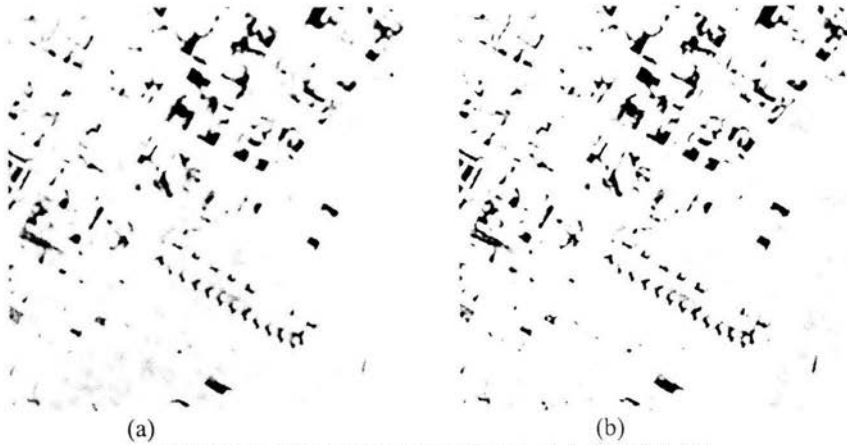


Figura 7-68 Descriptor de Correlación: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

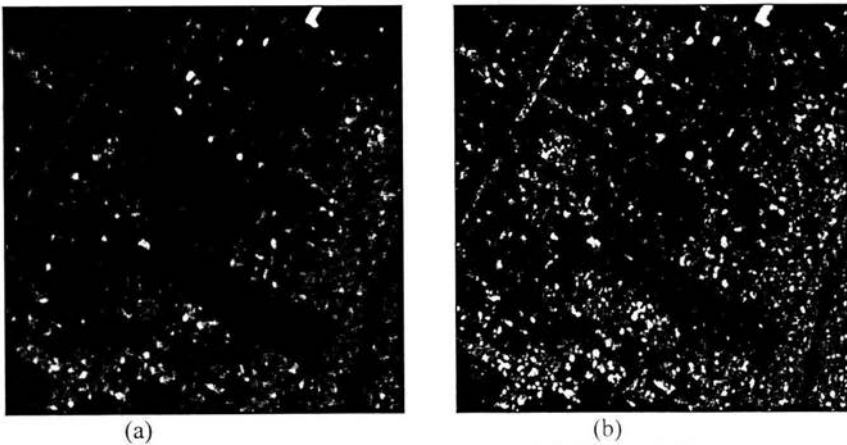
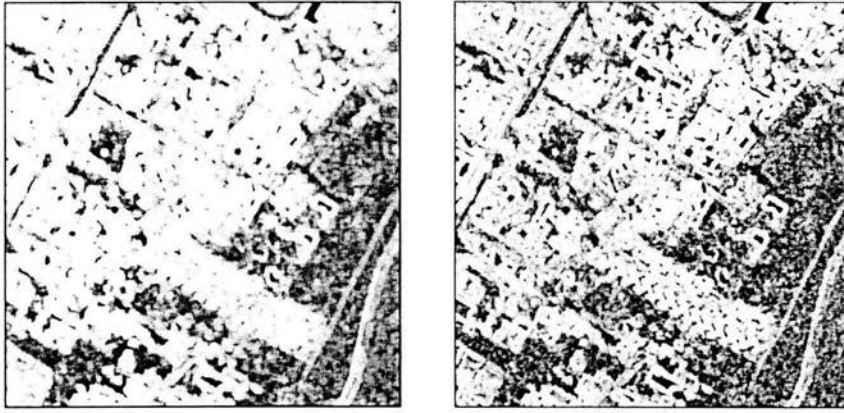


Figura 7-69 Descriptor de Energía: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



(a) (b)
Figura 7-70 Descriptor de Entropía: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



(a) (b)
Figura 7-71 Descriptor de Homogeneidad: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



(a) (b)
Figura 7-72 Descriptor de Mediana: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

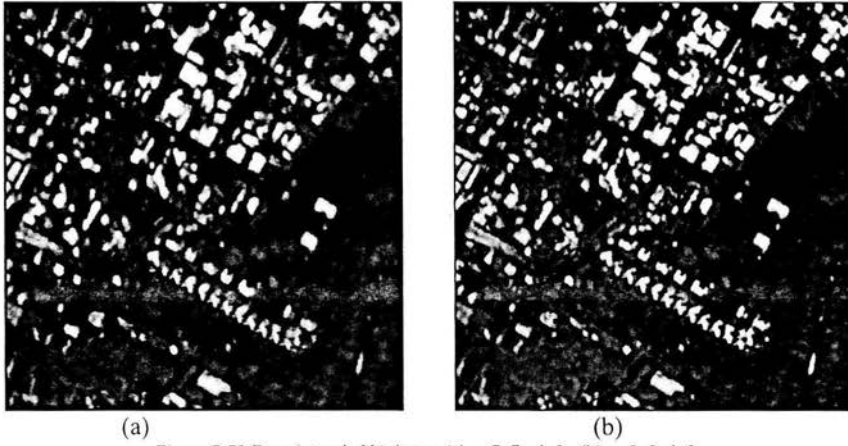


Figura 7-73 Descriptor de VArianza: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

7.8 Resultados de textura por el método de suma y diferencia de histogramas para la imagen “bosque3”, utilizando 64 niveles de gris.

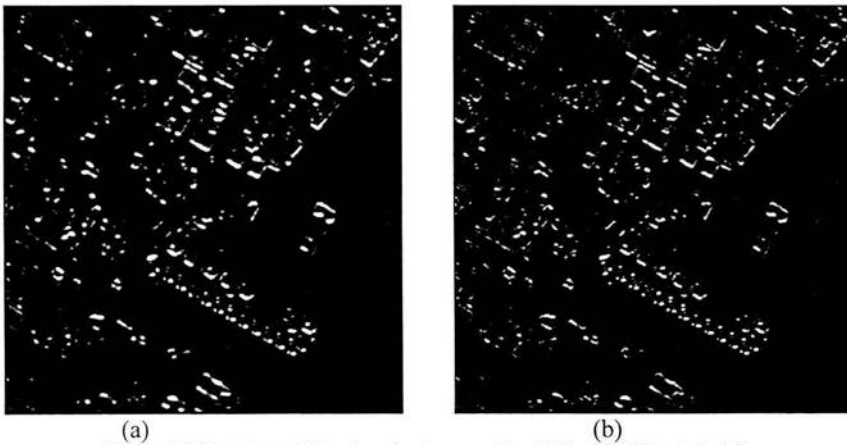
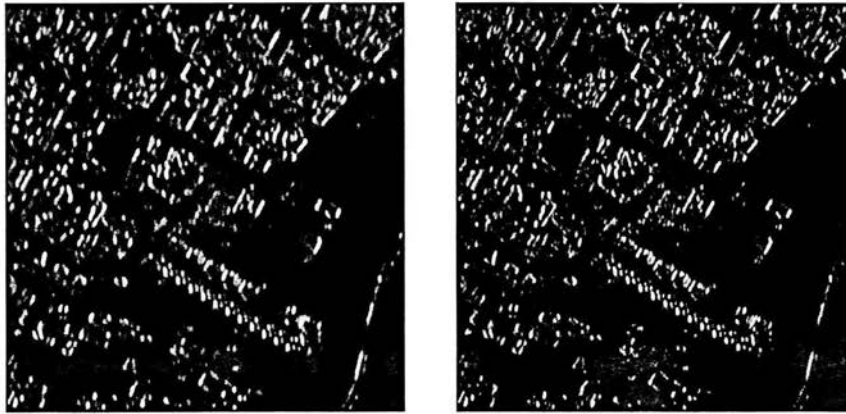


Figura 7-74 Descriptor de Prominencia de grupo: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



(a) (b)
Figura 7-75 Descriptor de Sombra de grupo: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



(a) (b)
Figura 7-76 Descriptor de Contraste: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



(a) (b)
Figura 7-77 Descriptor de Correlación: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

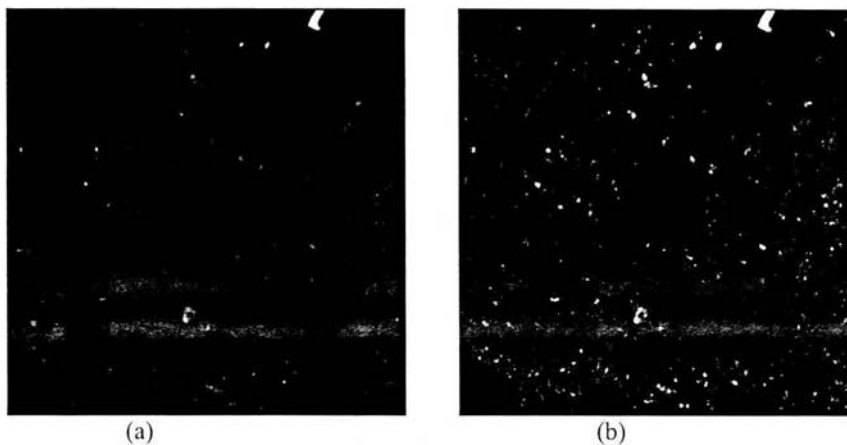


Figura 7-78 Descriptor de Energía: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

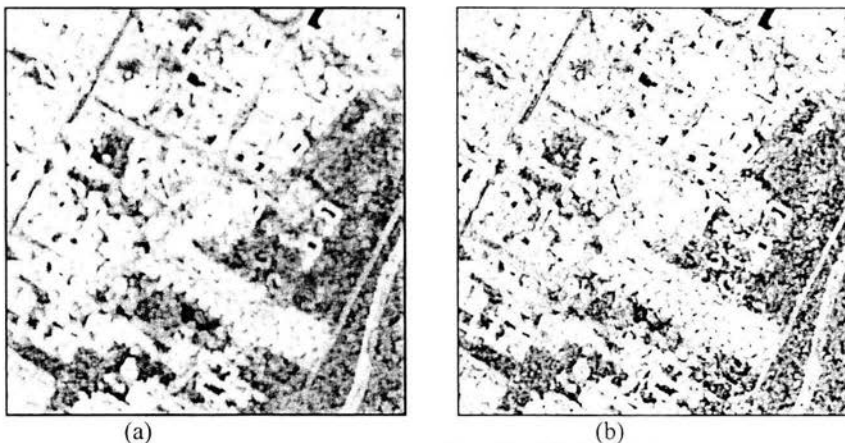


Figura 7-79 Descriptor de Entropía: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

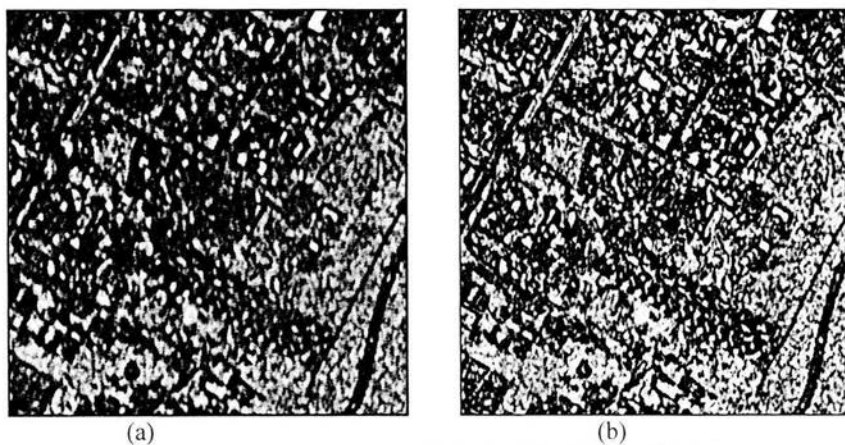
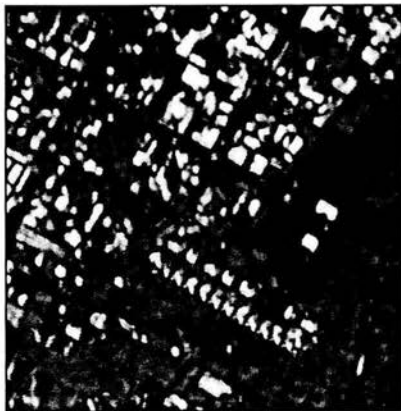


Figura 7-80 Descriptor de Homogeneidad: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



(a) (b)
Figura 7-81 Descriptor de Mediana: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.



(a) (b)
Figura 7-82 Descriptor de Varianza: (a) $v=7 \times 7$, $d=3$ (b) $v=5 \times 5$, $d=2$.

7.9 Resultado de la Binarización y fusión de Datos para la Imagen "bosque2" utilizando el método de matriz de co-ocurrencia utilizando 32 niveles de gris, una ventana de 5x5 y distancia de 2 pixels.

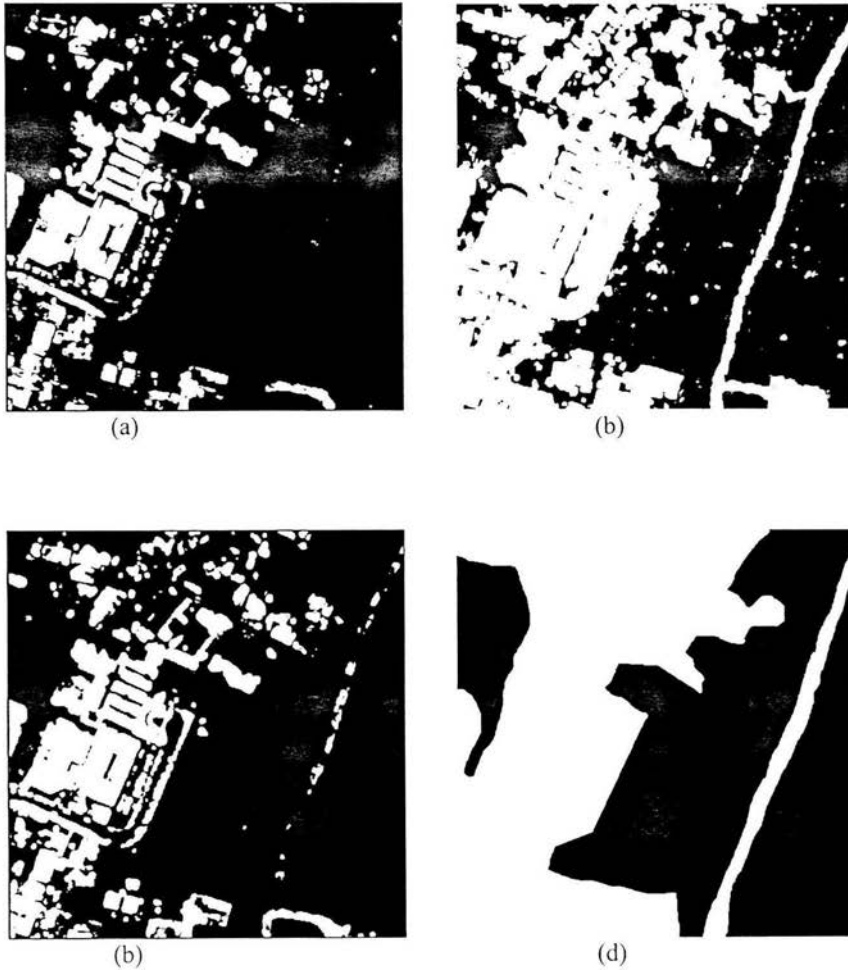


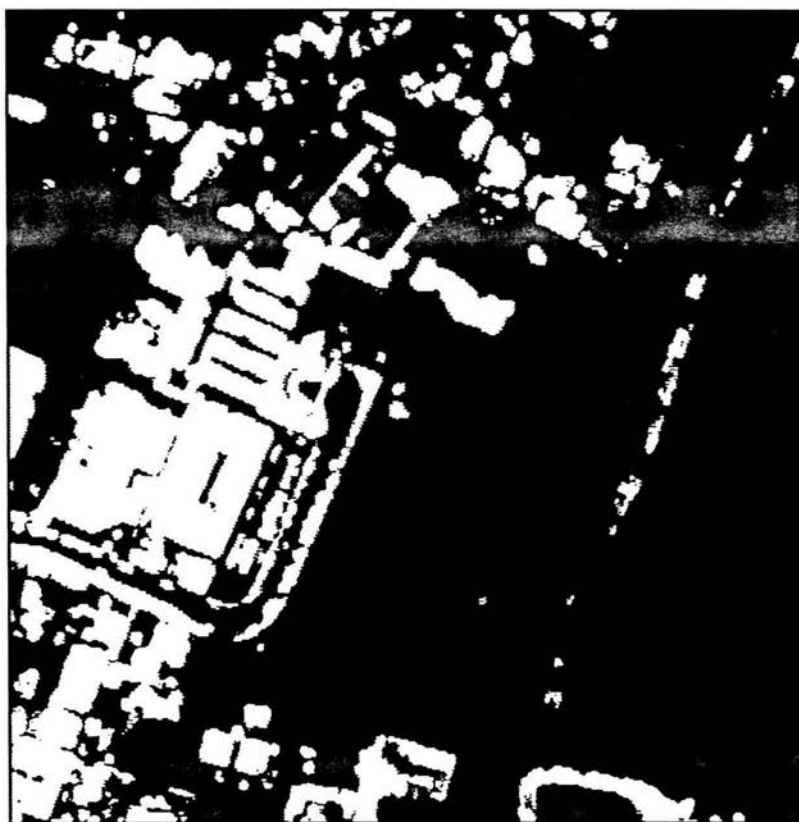
Figura 7-83 Imágenes binarizadas de los descriptores a)Sombra de Grupo, b)Correlación, c)Varianza y d)mapa utilizadas en la fusión de datos.

El resultado del proceso final de fusión de datos para la imagen de prueba "bosque2" se presenta a continuación:



(a)

Figura 7-84 a) Imagen Original "bosque2".



(b)

Figura 7-84 b) Resultado de la fusión de datos, los tonos blanco y negro representan las zonas urbanas y no urbanas respectivamente.

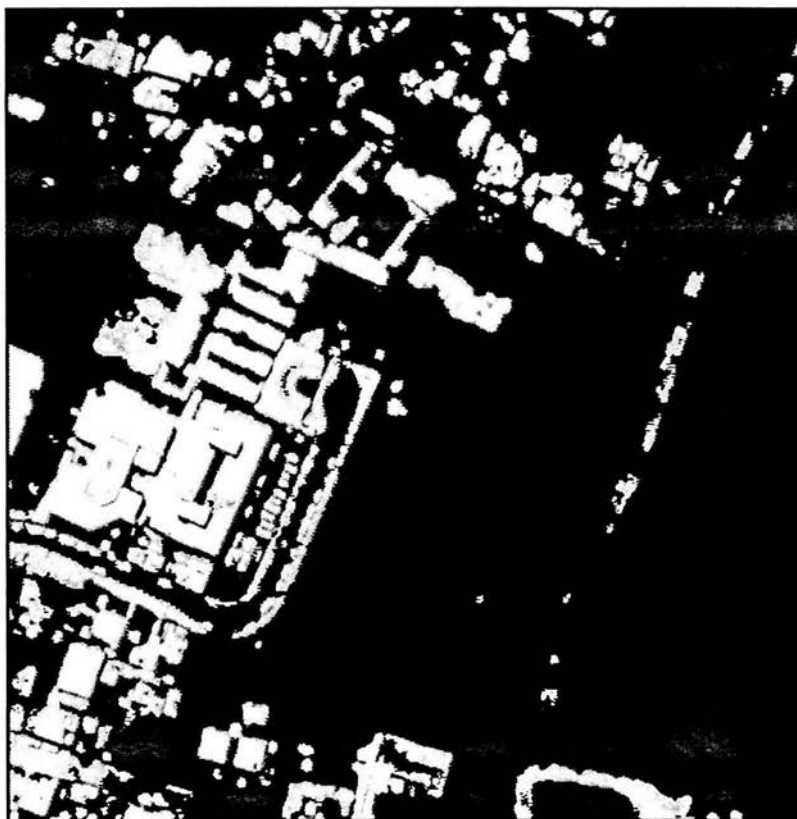


Figura 7-85 Resultado de la segmentación sobreponiendo los pixels de las zonas urbanas.

Resultado de la Binarización y fusión de Datos para la Imagen de prueba “bosque3” utilizando el método de matriz de co-ocurrencia utilizando 32 niveles de gris, una ventana de 5x5 y distancia de 2 pixels.

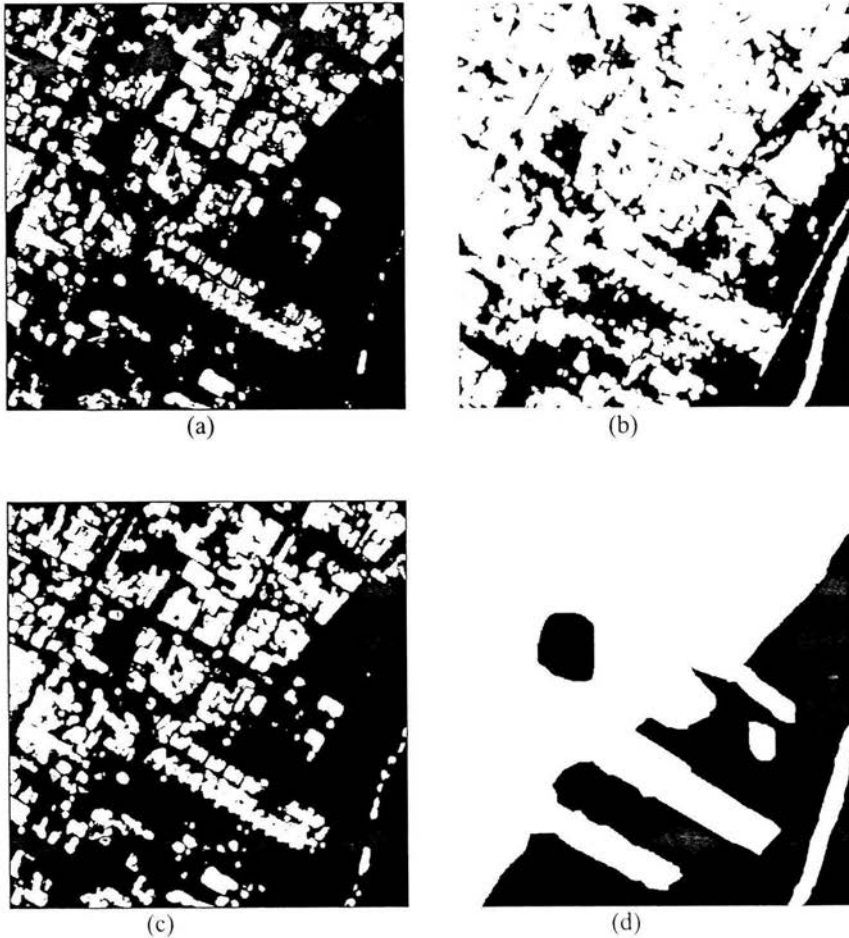


Figura 7-86 Imágenes binarizadas de los descriptores a)Sombra de Grupo, b)Correlación, c)Varianza y d)mapa utilizadas en la fusión de datos.

El resultado del proceso final de fusión de datos para la imagen de prueba “bosque3” se presenta a continuación:



(a)

Figura 7-87 a)Imagen Original “bosque2”.



(b)

Figura 7-87 b) Resultado de la fusión de datos, los tonos blanco y negro representan las zonas urbanas y no urbanas respectivamente.

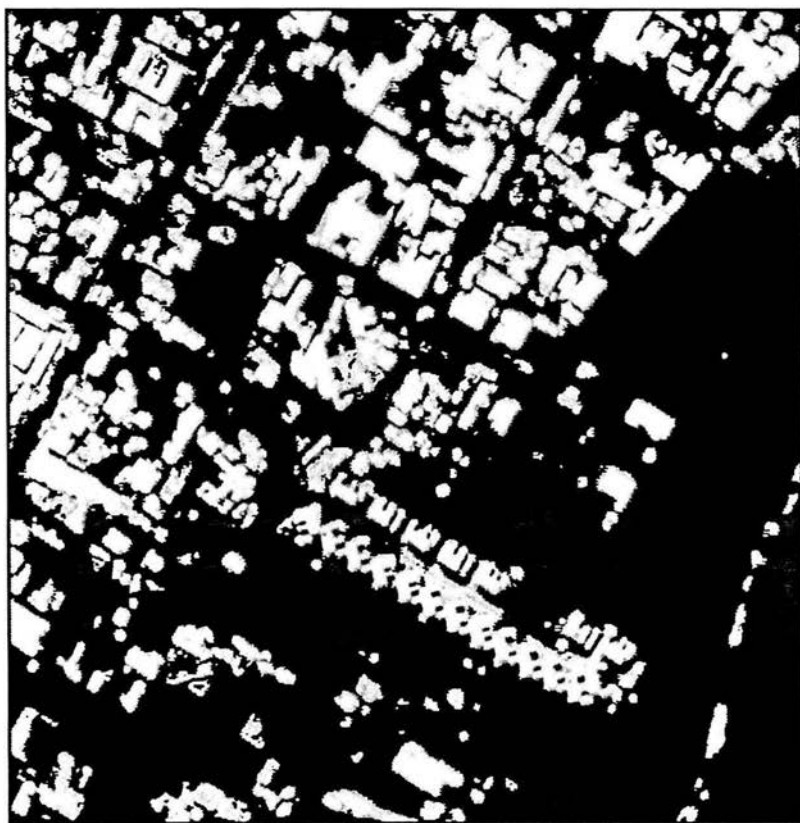


Figura 7-88 Resultado de la segmentación sobreponiendo los pixels de las zonas urbanas.

CAPÍTULO 8

CONCLUSIONES

8. CONCLUSIONES

Siendo México uno de los países más diversos del mundo, alberga entre el 60% y 70% de la biodiversidad total del planeta y partiendo de la necesidad de llevar a cabo un desarrollo sustentable de nuestros recursos, es importante conocer la distribución espacial de la vegetación, las modificaciones de la tierra. También, se debe contar con información sobre el crecimiento demográfico, el uso y distribución de las tierras etc.

En la actualidad se cuenta con una herramienta muy poderosa llamada Percepción Remota, que proporciona información para poder tomar mejores decisiones con respecto a crecimiento demográfico, distribución de áreas verdes, carreteras, etc.

La materia prima de la Percepción Remota es el conjunto de imágenes de las áreas de interés, éstas como vimos pueden provenir de diferentes instrumentos con características muy diferentes unas de otras. Por esto en esta tesis se plantea un método para obtener información proveniente de diferentes imágenes por lo que se plantea una fusión de datos para segmentar una imagen en dos áreas significativas, urbana y no urbanas.

En este trabajo se probaron el método de matriz de co-ocurrencia, suma y diferencia de histogramas y el vector de diferencias en niveles de gris para calcular las diferentes imágenes de textura y probar la eficacia de cada uno de estos métodos para obtener la mejor segmentación.

Los pasos para llegar a la segmentación son los siguientes:

- a) Disminución del número de niveles de gris de la imagen original
- b) Utilización de la matriz de co-ocurrencia de Haralick, y sus descriptores de textura para obtener las características de textura de la imagen a segmentar.
- c) Selección de las 3 imágenes que mejor segmentan la escena de estudio.
- d) Binarización de las imágenes de textura seleccionadas por un método iterativo de correlación.
- e) Fusión de las 3 imágenes de textura binarizadas y un mapa binario basado en la imagen original.

En el cálculo de la matriz de co-ocurrencia la utilización de recursos computacionales es muy grande, por lo que se implementó un algoritmo que reduce el tiempo de procesamiento considerablemente con respecto al algoritmo original. Así se comprobó que el tiempo de procesamiento entre GLCM y SDH es muy similar, y los resultados por medio de GLCM son los que mejores resultados arrojan.

Para obtener la segmentación final se utilizó una cuantización de 32 niveles de gris, ventanas de 5x5 y distancias entre píxeles de 2, como podemos observar en los resultados obtenidos estos valores son los que mejor segmentan la imagen, tomando en cuenta tiempo

de procesamiento e información proporcionada. De los once descriptores de textura de Haralick, los que mejor realizan una presegmentación de las imágenes son: correlación, sombra de grupo y varianza.

Como podemos observar en los resultados obtenidos, el método propuesto arroja en general buenos resultados al separar zonas no urbanas como árboles, bosques y pastos de zonas urbanas como techos, casas y edificios. Una contribución importante de la tesis es la definición de un algoritmo rápido para calcular la matriz de co-ocurrencia, logrando una reducción de aproximadamente el 80% en tiempo de procesamiento. Algunos inconvenientes de este método son que confunde zonas urbanas como caminos y calles con zonas no urbanas debido a la poca homogeneidad de éstos, y que se tiene que seguir utilizando a una persona que seleccione las imágenes de textura y los parámetros para calcularlas.

El objetivo de este trabajo es proponer una metodología para segmentar imágenes pancromáticas en regiones urbanas y no urbanas, y con los resultados obtenidos podemos concluir que el objetivo está cubierto.

CAPÍTULO 9

BIBLIOGRAFÍA

Bibliografía:

Libros de consulta

- **Cómo son y cómo funcionan casi todas las cosas**
Reader's Digest, México 1999

- **Computer processing of remotely sensed images**
Paul M. Mather
Ed. John Wiley and Sons, 1989

- **La percepción remota**
Jorge Lira
Ed. La ciencia para todos, México 1987

- **Digital Image Processing**
González, Rafael C. & Woods Richard E.
Ed. Addison-Wesley Publishing Company
Estados Unidos, 1993.

- **Digital Image Processing**
Pratt William K.
Ed. John Wiley & Sons, 2^a. ed.
Estados Unidos, 1991.

- **Computer and Robot Vision**
Robert M. Haralick & Linda G. Shapiro.
Volumen I
Ed. Addison Wesley.
Estados Unidos, 1992.

- **Digital Image Processing.**
Kenneth R. Castleman.
Editorial Prentice-Hall.
Estados Unidos de América, 1996.

- **Probabilidad y Estadística. Aplicaciones y Métodos**
George C. Canavos
Editorial McGraw-Hill, 1a. Ed.
México, 1994.

Direcciones electrónicas

Percepción Remota

<http://www.teledet.com.uy/quees.htm>
http://www.conabio.gob.mx/conocimiento/cambios_veg/doctos/cambios_vegetacion.html
http://www.dpi.inpe.br/spring/usuario_spa/sensorr.htm#origem
http://europa.la.asu.edu/epo/pdf/RPFS_SP.pdf
<http://www.teledet.com.uy/estacion.htm>
<http://www.imarpe.gob.pe/argen/nina/premota/premota.html>

Principales Satélites

<http://www.cnpm.embrapa.br/satelite/spot.html>
<http://www.spotimage.fr/home/system/welcome.htm>
<http://www.spotimage.fr/home/system/introsat/seltec/welcome.htm>
<http://www.spotimage.fr/home/system/future/spot5/welcome.htm>
<http://www.oas.org/usde/publications/Unit/oea65s/ch09.htm>
<http://www.cnpm.embrapa.br/satelite/spot.html>
http://www.muyinteresante.es/canales/muy_act/lectura/lectura5.htm
<http://envisat.esa.int/>
http://www.belt.es/noticias/02_marzo/01_08/01_envisat.htm
<http://www.cineytele.com/especiales/envisat/index.php>
<http://www.esa.int/envisat/instruments.html>
<http://www.aeroterra.com/HTMs/ikonos.htm>
http://www.aurensa.es/aurensa/spanish/Ikonos/ikonos_datosTecnicos.htm
<http://www.spaceimaging.com/newsroom/media/satfacts.htm>
<http://www.spaceimaging.com/aboutus/satellites/ikonos/ikonos.html>
<http://geo.arc.nasa.gov/sge/health/sensor/sensors/ikonos.html#source>

Publicaciones consultadas

- **Improving Satellite Image Analysis Quality by Data Fusion.**
Shan Yu.
IEEE, 1995.
- **Journal of Geophysical research**
D.W. Chen, S.K. Sengupta, R.M. Welch
Institute of Atmospheric Sciences,
South Dakota School of Mines and Technology, Rapid City ,1989

- **Urban Area Classification by Multispectral SPOT Images**
Andrea Baraldi y Flavio Parmiggiani
IEEE ,1989
- **An investigation of the Textural Characteristics Associated with Gray Level Cooccurrence Matrix Statistical Parameters**
Andrea Baraldi y Flavio Parmiggiani
IEEE ,1993
- **Texture Analysis of SAR Sea Ice Imagery Using Gray Level Co-occurrence Matrices**
Leen-Kiat Soh
IEEE ,1999
- **Computer textural Features Based on Co-occurrence Matrix for Infrared Images**
Rozalija Sapina
Remote Sensing Laboratory, Zagreb, Croatia,
ISPA ,2001
- **Rapid Determination of Co-occurrence Textural Features**
David A. Clausi, Yongping Zhao
IEEE, 2001