

01170
15



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

FACULTAD DE INGENIERÍA

DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO

**SEGMENTACIÓN DE TEXTURAS EN IMÁGENES RADAR
UTILIZANDO LA MATRIZ DE COOCURRENCIA CONJUNTA**

TESIS

**QUE PARA OBTENER EL GRADO DE:
MAESTRO EN INGENIERIA ELÉCTRICA
(PROCESAMIENTO DIGITAL DE SEÑALES)**

PRESENTA

JUAN MANUEL VALDÉS CASILLAS

DIRECTOR DE TESIS: DR. JORGE LIRA CHAVEZ

2001

CIUDAD UNIVERSITARIA, MÉXICO D.F., 2001



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

Agradecimientos:

Al Doctor Jorge Lira por haberme permitido el trabajar con él y haberme tenido la confianza para que desarrollara mi tema de tesis.

A CONACYT , por la beca otorgada.

A la Universidad Nacional Autónoma de México, y en especial a la Facultad de Ingeniería por haber brindado la oportunidad de desarrollarme como estudiante y como persona.

Y un agradecimiento muy especial a mi amiga Ericka por su constante apoyo.

INTRODUCCIÓN.....	i
--------------------------	----------

CAPÍTULO I ANTECEDENTES

I.1 PERCEPCIÓN REMOTA	1
I.2 RESPUESTA ESPECTRAL	2
I.3 ELEMENTOS BÁSICOS DE UNA IMAGEN DIGITAL MULTIESPECTRAL	6
I.4 DESPLIEGUE DE IMÁGENES	10
I.5 PATRÓN Y CLASE DE PATRÓN	12
I.6 RUIDO Y ARTEFACTOS	14
I.7 SEGMENTACIÓN	15
I.8 RELACIONES DE VECINDAD	17
I.9 CLASIFICADORES	19
I.11 TEXTURA	22
I.11.1 FRECUENCIA ESPACIAL	26
I.11.2 TEXTURAS NATURALES	27
I.11.3 TEXTURAS ARTIFICIALES	28
I.11.4 TEXTURAS REGULARES E IRREGULARES	29
I.11.5 TEXTURA EN LAS IMÁGENES SAR (<i>Synthetic Aperture Radar</i>).....	31
I.12 MÉTODOS UTILIZADOS EN LA SEGMENTACIÓN DE TEXTURAS	32

CAPÍTULO II RADAR

II.1 RADAR	40
II.1.1 SENSORES RADAR PASIVOS Y ACTIVOS	40
II.2 OBTENCIÓN DE UNA IMAGEN DE RADAR	44
II.2.1 RADAR DE APERTURA REAL	45
II.2.1.1 RESOLUCION AZIMUTAL	45
II.2.1.2 RESOLUCIÓN EN LA DIRECCIÓN PERPENDICULAR DE VUELO	47

II.3 RADAR DE APERTURA SINTÉTICA SAR (<i>Synthetic Aperture Radar</i>)	49
II.3.1 EMULACIÓN DE UNA ANTENA MAYOR	49
II.3.1.1 RESOLUCIÓN AZIMUTAL	51
II.3.1.2 RESOLUCIÓN EN LA DIRECCIÓN PERPENDICULAR DE VUELO	55
II.3.2 EFECTO <i>DOPPLER</i> PARA GENERAR UNA IMAGEN	56
II.3.2.1 SISTEMA DE COORDENADAS PARA LA OBTENCIÓN DE LA IMAGEN RADAR A TRAVÉS DEL EFECTO DOPPLER.	58
II.4 RUIDO <i>SPECKLE</i>	60
II.4.1 RESOLUCIÓN <i>MULTILOOK</i>	61
II.5 RELACIÓN SEÑAL A RUIDO	62
II.6 SISTEMAS DE PERCEPCIÓN REMOTA BASADOS EN SAR	65
II.6.1 SEASAT	66
II.6.2 SIR-A, SIR-B	68
II.6.3 ALMAZ – 1	69
II.6.4 ERS - 1, ERS – 2	69
II.6.5 JERS-1	71
II.6.6 SIR-C/X-SAR	72
II.6.7 RADARSAT	74
II.7 OTROS SENSORES RADAR	75
II.7.1 SRTM (<i>Shuttle Radar Topography Mission</i>)	77

CAPITULO III MATRIZ DE COOCURRENCIA Y MATRIZ DE COOCURRENCIA CONJUNTA

III.1 MATRIZ DE COOCURRENCIA	79
III.2 MATRIZ DE COOCURRENCIA CONJUNTA	84

CAPÍTULO IV SEGMENTACIÓN DE UNA IMAGEN UTILIZANDO LA MATRIZ DE COOCURRENCIA CONJUNTA

IV.1 PLANTEAMIENTO DEL ALGORITMO 89
IV.2 IMPLANTACIÓN DEL ALGORITMO 106

CAPÍTULO V RESULTADOS Y CONCLUSIONES

V.1 RESULTADOS 109
V.2 CONCLUSIONES 126

APÉNDICE 129
BIBLIOGRAFÍA 134

INTRODUCCIÓN

Dentro del Procesamiento Digital de Imágenes resulta interesante el estudio de las diferentes clases de texturas que se pueden observar en una imagen. Algunos investigadores llegaron a la conclusión de que ciertas texturas no pueden ser distinguidas óptimamente por la psicovisión (Julesz,1973), y existen otros que afirman lo contrario (Victor, 1994). Por lo que este problema ha sido estudiado desde hace tiempo y se puede subdividir en tres partes:

1) la discriminación de texturas, 2) la descripción de texturas, y 3) la localización de los límites entre diferentes tipo de regiones de texturas donde se necesita clasificar el área o detectar los límites de los bordes para cada clase de textura.

Por otro lado, es posible definir la naturaleza de la textura con base en la manera en que se obtuvo la imagen que la contiene y a la estructura que presenta. Esto nos lleva a clasificar las texturas en: naturales, artificiales, regulares e irregulares. Estas texturas presentan una serie de características como son: la fineza, rugosidad, suavidad, granulación, aleatoriedad, la regularidad, la irregularidad, entre otras.

Debido a la importancia que tiene este tema se han desarrollado tres líneas de investigación las cuales son: Métodos estadísticos, métodos estructurales, métodos espectrales. Todos estos métodos buscan tener una respuesta a los problemas anteriormente mencionados.

En este trabajo se plantea una clasificación supervisada de los diferentes tipos de texturas que pueden aparecer en una imagen. Esta clasificación supervisada se lleva a cabo utilizando la matriz de coocurrencia conjunta, que es una variante de la matriz de coocurrencia tradicional (Haralick, 1979). A diferencia de la matriz de coocurrencia, en nuestro caso, no se utilizan los descriptores tradicionales, sino que se estudia el comportamiento de la matriz de coocurrencia conjunta al utilizar diferentes clases de texturas. Se utilizan directamente los elementos obtenidos en la matriz, debido a que se presenta una mayor información textural (Connors,1980). De alguna forma se podría

catalogar el algoritmo como un método estructural, ya que se estudia la distribución de los niveles de gris en la textura, reflejados en la matriz de coocurrencia conjunta. El método está orientado principalmente a imágenes radar, debido a la gran riqueza textural que presentan.

Este trabajo de tesis se divide en 5 capítulos, en el primer capítulo se presentan los antecedentes básicos utilizados en el Procesamiento Digital de Imágenes, así como la descripción general del concepto de textura. En el capítulo segundo, se hace referencia a los diferentes tipos de sensores radar, ya que resulta de interés el saber cómo se obtiene una imagen de radar y cuál es el estado actual de los diferentes satélites que transportan dichos sensores. Además de que el algoritmo está enfocado a imágenes de radar, principalmente.

En el tercer capítulo se mencionan las características de la matriz de coocurrencia y de la matriz de coocurrencia conjunta. En el siguiente capítulo, se habla sobre el planteamiento del algoritmo y de su implantación. El capítulo número 5 presenta los resultados obtenidos, las mejoras que se pueden hacer al mismo y las conclusiones a las que se llegan en este trabajo.

Este trabajo, trata de ser una aportación más a la solución de los problemas de segmentación de texturas mencionados al principio de esta introducción, que sin duda no deja de ser un tema interesante.

CAPÍTULO I

ANTECEDENTES

En este capítulo se abordarán temas relacionados con los principios y conceptos básicos de la Percepción Remota. También se hará una descripción cualitativa y cuantitativa del concepto de textura en forma general y de manera particular para imágenes de Radar¹.

I.1 PERCEPCIÓN REMOTA

Con la puesta en orbita de los primeros satélites se abrió un amplio campo de estudio que se conoce como Percepción Remota. La Percepción Remota se puede definir como un método de observación a distancia de un sistema físico (Lira, 1997).

De manera particular se puede definir como la obtención y el análisis de imágenes por medio de sistemas satelitales que orbitan a la Tierra. Aunque la obtención de imágenes desde el espacio no se limita solamente a la captura de imágenes terrestres, también puede abarcar a otros cuerpos celestes.

Pero la importancia que ha tomado la Percepción Remota en ciencias que estudian la Tierra como son: la Geología, la Geofísica, la Geografía y la Ecología, entre otras, han hecho que se tenga una visión más amplia del estudio de la superficie terrestre y ha revolucionado estas ciencias convirtiéndose en una herramienta indispensable.

Por medio de las imágenes obtenidas se pueden visualizar fenómenos terrestres cuya generación y desarrollo son fácilmente estudiados como son ciclones, desertificación, deforestación, erosión, el cambio del cauce de los ríos, entre otros. Esto es debido a que la magnitud de estos fenómenos es de kilómetros de extensión requiriéndose de la visión sinóptica que proporciona la Percepción Remota.

¹ RADAR es la abreviatura de *RAdio Detection And Ranging*.

La Percepción Remota hace uso de imágenes multiespectrales e imágenes radar, cada una de este tipo de imágenes es obtenidas por medio de satélites que han sido puesto en órbita con esa misión específica. Para su captura se sigue un mismo principio, que es la retrodispersión de las ondas electromagnéticas que inciden sobre una escena (para este caso la superficie terrestre). Una imagen digital se puede definir como sigue: es un conjunto de datos (números) arreglados de forma matricial, que representan la distribución espacial de la respuesta espectral de los elementos que componen una escena. Además, la respuesta espectral es la variación de la intensidad de energía radiante en función de su longitud de onda (Lira, 1997).

Por otro lado la manera en que se puede trabajar con una imagen digital es a través de los sistemas de cómputo, como pueden ser computadoras personales o estaciones de trabajo bajo diversas plataformas, aprovechando la forma de almacenamiento de los archivos que es por medio de bytes, de esta misma forma se pueden almacenar las imágenes. Esto permite desarrollar algoritmos y utilizar paquetes dedicados para el procesamiento de las imágenes digitales.

En las secciones siguientes se hablará de los conceptos básicos que son utilizados en la Percepción Remota, para tener un panorama más amplio de lo que es una imagen digital multiespectral y en el capítulo siguiente sobre la obtención de una imagen de radar.

I.2 RESPUESTA ESPECTRAL

La respuesta espectral de una escena está relacionada con principios físicos fundamentales como el espectro electromagnético.

La energía electromagnética puede ser definida como la energía que se desplaza a la velocidad de la luz por medio de un campo electromagnético en un patrón de ondas. La energía electromagnética incluye luz, calor y ondas de radio. Existen dos modelos para explicar el comportamiento de la energía electromagnética: el modelo ondulatorio y el corpuscular. El modelo ondulatorio es adecuado para longitudes de onda larga y el análisis

de la propagación de la energía. Sin embargo, para los procesos de absorción y emisión, así como para longitudes de onda corta se emplea la teoría corpuscular (Steffen et al., 1981).

El espectro electromagnético es el flujo continuo de energía cuyas longitudes de onda van desde los kilómetros hasta los nanómetros. Esta energía viaja a una velocidad aproximada de 3×10^8 m/s y es capaz de propagarse en el vacío. La porción de longitudes de onda o frecuencias en que se puede encontrar la energía electromagnética es prácticamente ilimitada. Con la tecnología actual se puede detectar la franja de frecuencias que se extiende desde 1 hasta 10^{24} Hz o longitudes de onda desde 10^8 a 10^{-15} metros.

La distribución de la energía electromagnética se puede esquematizar según la longitud de onda o las respectivas frecuencias. En el espectro electromagnético, a pesar de no existir fronteras bien definidas, se distinguen por razones históricas las siguientes regiones, figura I.1.

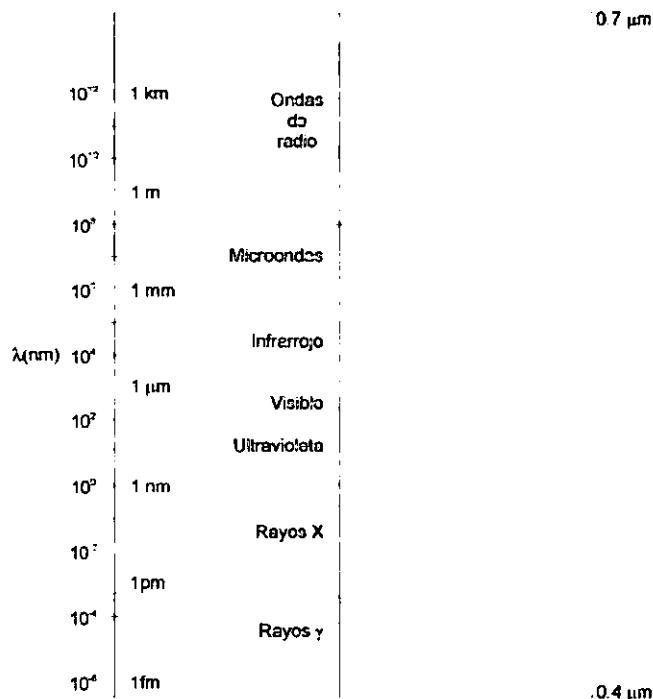


Figura I.1 Espectro Electromagnético.

Las principales bandas en que se subdivide el espectro electromagnético son las siguientes:

Rayos gamma: Los rayos gamma son los más penetrantes de las emisiones de sustancias radiactivas. No existe en principio un límite superior para las radiaciones gamma, a pesar de haberse encontrado una región superior de frecuencias conocidos como rayos cósmicos.

La radiación de este tipo proveniente del sol es absorbida totalmente por la parte más alta de la atmósfera, y no está disponible para Percepción Remota. Sin embargo, la emitida por minerales radiactivos es detectable mediante vuelos aéreos bajo un método de exploración.

Rayos X: Los rayos X son definidos como radiación en la región de 0.01 a 1 nm, pues se constituyen de fotones de alta energía y son fuertemente penetrantes, siendo una poderosa herramienta para investigaciones sobre la estructura de la materia.

Ultravioleta: La radiación ultravioleta engloba una extensa región del espectro electromagnético que varía de 1 nm a 0.4 μm . A pesar de que esta región del espectro muestra un relativo potencial de aplicaciones en Percepción Remota tales como: detección de minerales por luminiscencia, contaminación marina, entre otras. La fuerte atenuación atmosférica en esta región se presenta como un gran obstáculo para su utilización.

La radiación ultravioleta que llega en longitudes de onda menores a 0.3 μm es absorbida completamente por el ozono en la parte superior de la atmósfera y puede detectarse por emulsiones fotográficas y fotodetectores, sin embargo la dispersión de esta radiación por la atmósfera es severa. Es importante hacer notar que las películas fotográficas son más sensibles a la radiación ultravioleta que a la luz visible.

Visible: Este tipo de radiación puede ser definida como aquella capaz de producir una sensación de visión para el ojo humano. Esta radiación va desde el violeta hasta el rojo (0.4 a 0.7 μm) y puede ser producida, por luminiscencia o por cuerpos muy calientes.

Esta región es de gran importancia para la Percepción Remota, pues las imágenes obtenidas en ella, generalmente presenta excelente correlación con la experiencia visual del intérprete. Se detecta con emulsiones fotográficas y/o fotodetectores. Incluye la máxima reflectancia de la superficie terrestre alrededor de $0.5 \mu\text{m}$.

Infrarrojo: Este tipo de radiación, es ampliamente utilizada en la Percepción Remota, engloba radiaciones con longitudes de onda de 0.7 a $300 \mu\text{m}$. Una de las características de la radiación infrarroja es su fácil absorción por la mayoría de las sustancias, produciendo en ellas un efecto de calentamiento. Se debe notar que la energía emitida por los cuerpos calientes se sitúa principalmente en esta región. La región de 0.7 a $3\mu\text{m}$ comprende principalmente la radiación solar reflejada por los cuerpos y no contiene información acerca de las propiedades térmicas de los materiales, por lo que se llama infrarrojo reflectivo. De esta región únicamente aquella que va desde 0.7 a $0.9 \mu\text{m}$ es detectada con emulsiones por lo que se le nombra radiación fotográfica infrarroja.

La porción térmica del infrarrojo posee dos ventanas principales que son: De 0.3 a $5 \mu\text{m}$ y de 8 a $14 \mu\text{m}$. Las imágenes en estas longitudes de onda son adquiridas a través del uso de barredores ópticos, no por películas.

Microondas: Las microondas se sitúan en la región de 0.3 a 100 cm . En esta porción se pueden construir dispositivos capaces de producir haces de radiación electromagnética altamente concentrados llamados radares. Los radares pueden ser para sondeo, de manera semejante al uso de un sonar en el agua. La radiación electromagnética en esta región ha sido ampliamente utilizada en Percepción Remota, pues su poca atenuación por la atmósfera o por las nubes, propicia el uso de sensores de microondas en cualquier condición de tiempo.

Ondas de radio: Estas ondas electromagnéticas tienen frecuencias relativamente bajas y consecuentemente poseen grandes longitudes de onda que van desde algunos centímetros a algunas centenas de metros. Las ondas electromagnéticas en esta región son utilizadas para comunicación a larga distancia, pues, además de ser poco atenuadas por la

atmósfera son reflejadas por la ionósfera, propiciando una propagación de largo alcance. (Sanvicente, 1996).

Las regiones más utilizadas para Percepción Remota son las partes espectrales de 0.3 a 15 μm , así como la parte de las microondas enfocadas al uso del radar, tales como la banda K, banda C, banda L, entre otras. En el capítulo siguiente se muestra una tabla que contiene la distribución de las bandas de las microondas.

I.3 ELEMENTOS BÁSICOS DE UNA IMAGEN DIGITAL MULTIESPECTRAL

Resulta interesante el conocer como se obtiene una imagen digital multiespectral, ya que una imagen de radar puede ser considerada como un caso especial y particular de las imágenes multiespectrales.

Para ello en la figura 1.2 identificamos los siguiente elementos:

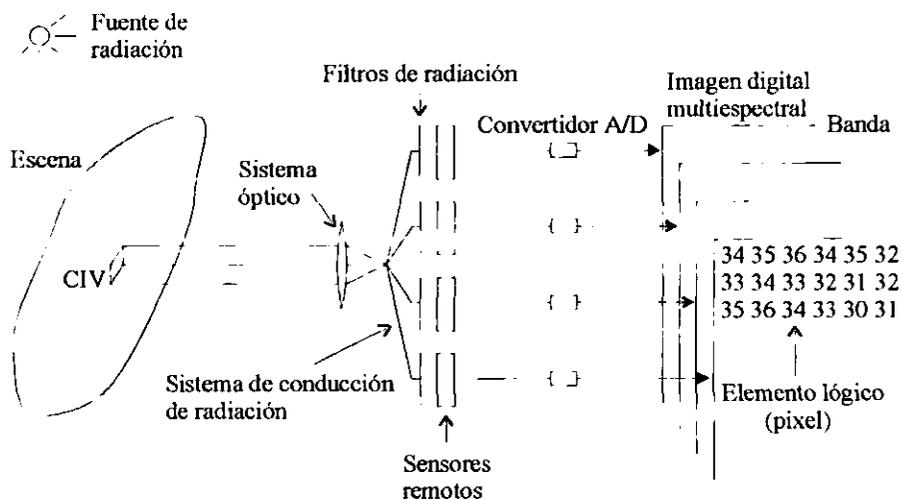


Figura I.2 Generación de una imagen digital multiespectral a partir de una escena dada.

Escena : Es parte del sistema físico en estudio, para nuestro caso alguna parte de la superficie terrestre.

Fuente de Radiación: Para el caso particular de la Percepción Remota, puede ser la radiación electromagnética proveniente del sol, de la que en muchas ocasiones, se emplea solamente el espectro visible. En las imágenes de radar, el mismo satélite tiene su propia fuente de radiación, que emite ondas electromagnéticas dentro de la banda de las microondas.

Campo Instantáneo de Vista (CIV): Es una subárea o subregión de una escena que se encuentra formando parte del sistema físico; el resultado de la interacción de la radiación con este elemento físico también es radiación, cuya energía o longitud de onda no es necesariamente igual a la que incide (Lira, 1997).

Sistema Óptico y Sistema de Conducción de Radiación: El arreglo óptico es un conjunto de lentes que sirven para enfocar la radiación proveniente de la escena en captura. El sistema de conducción de radiación está formado por fibras ópticas que son las encargadas de llevar la radiación capturada a la siguiente etapa.

Filtros de Radiación: Su función es seleccionar un conjunto de intervalos de energía $\{\Delta E_1, \Delta E_2, \dots, \Delta E_\gamma\}$ o de longitudes de onda $\{\Delta \lambda_1, \Delta \lambda_2, \dots, \Delta \lambda_\gamma\}$ específicos para su posterior interacción con los sensores.

Sensores y Convertidores Analógico Digital (CAD): Los sensores son un arreglo de transductores que convierten la radiación electromagnética en energía eléctrica, estos sensores generan un voltaje proporcional al resultado de haber integrado dicha radiación. Los sensores por lo general responden de una manera lineal, figura I.3, aunque siempre existe un efecto de polarización. Por otro lado, la ganancia del sensor es ajustada para que sea lo más lineal posible, pero la diferencia de ganancia entre sensores produce un efecto conocido como bandeo figura I.4.

El CAD es un dispositivo electrónico que cuantiza la señal analógica proveniente de los sensores en una escala predeterminada y que por lo regular es de 256 niveles, aunque existen otros formatos de mayor resolución.

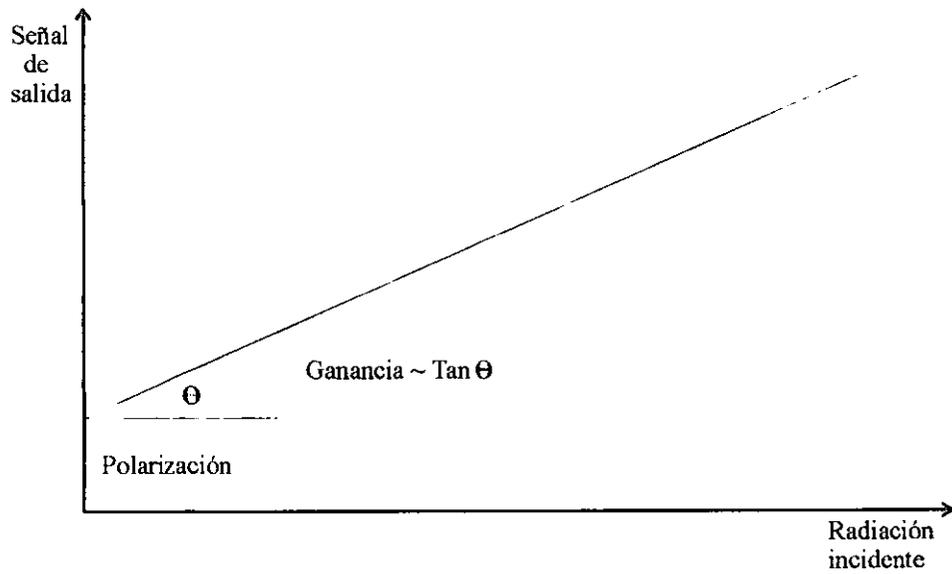


Figura I.3 Respuesta lineal de un sensor remoto frente a una cierta radiación incidente.



Figura I.4 Efecto de bandeo.

Cada uno de los componentes anteriores interactúan entre sí para dar como resultado un número cuyo valor se guarda en algún medio de almacenamiento masivo (magnético u óptico), en una posición lógica que va de acuerdo con el lugar relativo que tiene el CIV en la escena (Lira, 2001).

A este elemento se le conoce como pixel*. El pixel es un elemento lógico de la imagen digital multiespectral. Las características espectrales promedio de un CIV quedan representadas por el pixel correspondiente.

Como la imagen es de carácter multiespectral el pixel puede ser escrito como un vector, donde cada uno de sus componentes representa la respuesta espectral para un intervalo de energía específica (banda).

Por tanto, se puede escribir el pixel de la siguiente manera:

$$p_{mn} = \{b_1, b_2, \dots, b_\gamma\}_{mn} \quad (1.1)$$

donde b_i es el valor numérico (entero) obtenido para el intervalo de energía ΔE_i y

$$0 \leq b_i \leq 2^k - 1, \text{ con } k = 8 \text{ en la mayoría de los casos.}$$

Los índices (m,n) representan la posición del pixel dentro de la imagen digital y pueden variar en el siguiente intervalo

$$1 \leq n \leq N \text{ y } 1 \leq m \leq M$$

donde N y M representan el número de CIV's en los que se dividió la escena .

Finalmente se tiene una serie de matrices de tamaño N x M que contienen la representación de los valores capturados por los sensores dentro de las diferentes bandas, por lo que cada matriz representa una banda de la imagen multiespectral. Una imagen de radar puede ser considerado como un caso especial y particular de las imágenes multiespectrales, ya que sólo se considera una banda (microondas) y la dimensión del pixel

* pixel: acrónimo de "Picture element"

es un escalar, es decir, si se considera al pixel como un vector, este vector está formado por una sola componente.

I.4 DESPLIEGUE DE IMÁGENES

Para desplegar una imagen digital multiespectral es necesario contar con una tarjeta de video y un monitor a color.

Se debe utilizar una interfaz (para este caso un programa de despliegue) donde el valor de un pixel se ponga en la pantalla con la posición, tono o intensidad de color adecuada. Para la visualización de una imagen digital multiespectral se puede desplegar utilizando los tres cañones de un monitor a color que son: rojo verde y azul; en este caso es posible desplegar tres bandas al mismo tiempo.

El proceso de despliegue es como sigue: se lee el valor de uno o varios *pixels* en una o varias bandas y se envían al monitor de color en las mismas coordenadas relativas que ocupan en el archivo donde están almacenados. A cada pixel se le asigna una pequeña área en la pantalla y a cada valor un tono de color o de gris. Si se despliegan tres bandas, entonces se emplean tonos de rojo, verde y azul para los elementos seleccionados del pixel (Lira, 1997). Cuando finalmente todos los *pixels* son desplegados en la pantalla, se tiene la visualización de la imagen donde se puede apreciar en diferentes tonos los patrones espaciales y espectrales.

Existen tres formas de despliegue, las cuales son:

1. En tonos de grises – Para realizar esta visualización, se utiliza una sola banda. Se asigna un tono negro a un valor cero y uno claro al 255; a los intermedios valores de grises. En la figura I.5 se muestra un ejemplo de esta representación, para este caso es la banda número 5 de una imagen multiespectral (García, 2000) .
-

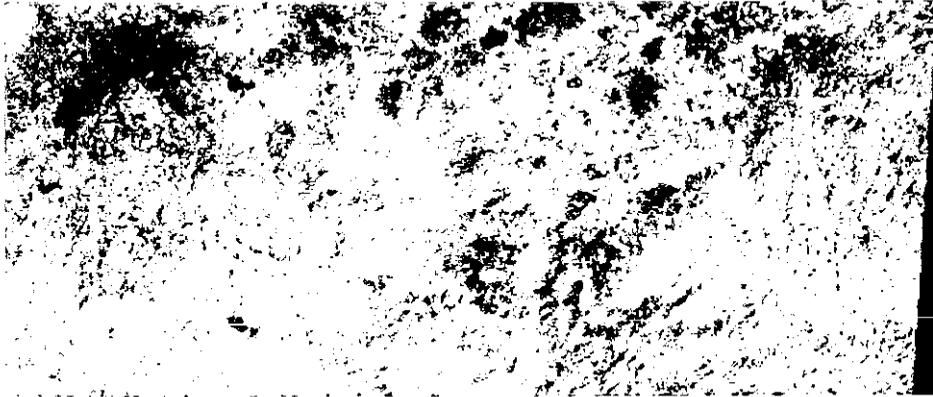


Figura I.5 Imagen en tonos de gris.

2. Pseudocoloración – Donde se despliega una sólo banda y los valores de los *pixels* se subdividen en intervalos, asignando a cada uno de éstos un conjunto de tonos de un cierto color. La figura I.6 ejemplifica esta representación, es una porción de la banda número 5 del ejemplo anterior.



Figura I.6 Imagen en pseudocoloración.

3. Falso color – Donde se despliegan tres bandas asignando a cada una de ellas tonos de los colores rojo, verde y azul. En la figura I.7 se muestra la composición de falso color para cada una de las bandas. Las bandas utilizadas fueron la 4, 5 y 3 (García, 2000).

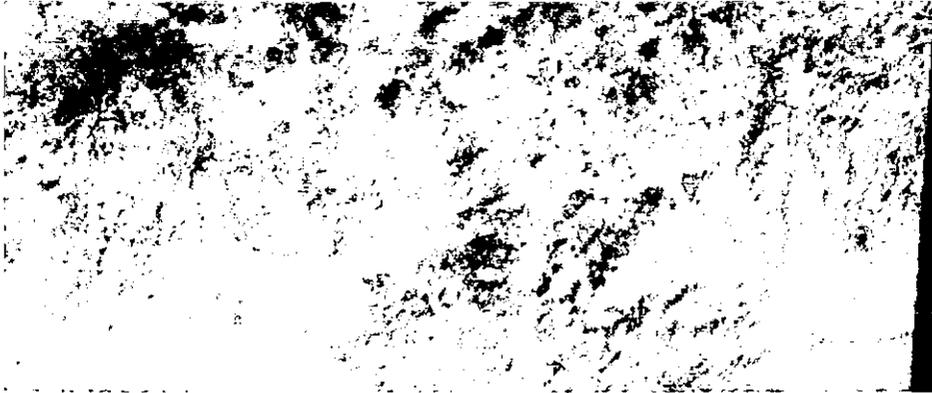


Figura I.7 Imagen en falso color.

En cualquiera de las tres modalidades mencionadas, la asignación de tonos (gris o color) se hace por medio de una función que no necesariamente es lineal, conocida como función de color y representada generalmente a través de una tabla.

I.5 PATRÓN Y CLASE DE PATRÓN

Otra parte que es indispensable para el estudio de las características tanto espectrales como espaciales de una imagen digital multiespectral es la definición de patrón.

Patrón: Arreglo de entes de la misma naturaleza.

Esto quiere decir que no se pueden mezclar diferentes tipos de entes. Por ejemplo no sería válida la combinación entre letras y números. Pero una combinación entre solamente letras o solamente números sería válida, ya que cumple con la definición de patrón. Cabe señalar que al intercambiar sus posiciones relativas los elementos que constituyen a un patrón, dan como resultado otro patrón diferente.

Se pueden considerar dos clases de arreglos o patrones: los de orden lógico y los de orden físico. En el caso específico de una imagen digital multiespectral, cada uno de los *pixels* que la forman es un patrón de orden lógico y como éstos representan la respuesta espectral de los CIVs de la escena, se dice que un pixel es un patrón espectral de orden lógico.

Para un patrón de orden físico sobre la imagen digital, es necesario desplegar la imagen en un monitor y asignar a cada uno de los *pixels* un tamaño físico, la imagen puede tener una representación lógica y una visual/física (Lira,1997). Con lo que es posible considerar arreglos de *pixels* con una estructura física formando un patrón espacial. Un pixel tiene un tamaño igual para todos las bandas y valores diferentes para cada una de ellas y sigue siendo un patrón de orden lógico.

Los *pixels* dentro de la imagen forman figura irregulares llamadas patrones espaciales, estos patrones tienen una profundidad espectral, que se manifiesta a través de las bandas que componen la imagen. Cualquier arreglo físico de *pixels* forma un patrón espacial, pudiendo estar compuesto desde uno sólo hasta todos los que componen la imagen, no importando su relación de vecindad con otros.

Existe un gran número de patrones espaciales dentro de una imagen, pero existen un conjunto de ellos que cumplen con ciertas características, por lo que se puede definir ahora al conjunto de patrones con características similares como clase de patrones.

La definición es aplicable a patrones espaciales y espectrales, que poseen propiedades similares tanto morfológicas como espectrales.

Una clase de patrones es finalmente un patrón espacial, pero donde los *pixels* que lo componen están obligados a cumplir con una o varias propiedades similares que son dadas de acuerdo con un objetivo particular, esto restringe el gran número de patrones espaciales a uno manejable y con relación directa a la escena que se intenta estudiar.

Cada objeto presenta una respuesta espectral que lo distingue permitiendo la agrupación de *pixels* bajo esa propiedad distintiva. Lo que importa, finalmente, en la definición de una clase de patrones es el modelaje matemático que se logra para cuantificar las propiedades similares.

Cuando se agrupan *pixels* espectrales, se tiene un patrón espacial y viceversa ya que la relación está totalmente ligada entre la naturaleza espacial y espectral. Existe también la posibilidad de tener tanto clases espectrales como espaciales.

En la clase espectral, las características similares están relacionados únicamente con las propiedades espectrales de los *pixels*; mientras que en la clase espacial se refieren a las relaciones espaciales que guardan los valores de los *pixels* entre sí. Los diferentes objetos presentes en una imagen están caracterizados por patrones espaciales o espectrales; los objetos del mismo tipo forman una clase (Lira, 1997).

I.6 RUIDO Y ARTEFACTOS

Existen dos tipo de elementos que no tienen relación alguna con los objetos que contiene la escena. Estos elementos son el ruido y los artefactos.

El ruido es el resultado de un proceso estocástico con una función de probabilidad conocida y asociada al sistema que genera la imagen digital. Dentro de la imagen se puede definir como un patrón espacial que no tiene relación con la escena. Por otro lado, un artefacto se puede definir como un patrón espacial o espectral presente en la imagen, cuya ocurrencia es azarosa y ajena a la escena respectiva.

Un artefacto ocurre de manera más bien azarosa o aleatoria, a diferencia del ruido donde el mecanismo físico es relativamente bien conocido y generado por un proceso estocástico (Lira ,1997).

La diferencia fundamental entre ruido y artefacto es que el artefacto se presenta de manera azarosa y el ruido es producto de un proceso estocástico y matemáticamente modelable.

I. 7 SEGMENTACIÓN

Una imagen digital puede tener un gran número de patrones relacionados con los objetos de la escena y otros que no tienen ningún significado con ellos.

La definición de segmentación es la siguiente:

Segmentación: Es la partición de la imagen en regiones que pueden tener o no un significado relativo a la escena respectiva. De una manera práctica se pueden separar los patrones de dos formas.

Real: Si los *pixels* de cada patrón son asignados a una imagen intermedia en donde ocupen sus mismas posiciones relativas, siendo tantas imágenes como patrones se deseen separar.

Virtual: Si los *pixels* del patrón únicamente se etiquetan como pertenecientes a una clase dada o si sus valores cambian todos a un valor predefinido, pero sin separarse de la imagen original.

Además pueden ocurrir dos casos de segmentación, ya sea con traslapes o sin traslapes de regiones.

La segmentación sin traslape de regiones se puede definir de la siguiente forma:

La segmentación de una imagen digital $\{g(n,m)\}$ es la división de g en subáreas g_1, g_2, \dots, g_k disjuntas y no vacías que satisfacen un cierto criterio de uniformidad E de acuerdo a las siguientes condiciones (Fu & Mui, 1981).

a) La unión de las regiones es la imagen original.

$$\bigcup_{i=1}^k g_i = g \quad (1.2)$$

donde g_i es una región conectada simple para todo i bajo una cierta conectividad. Una región es conectada simple si se pueden tener dos o más puntos que pertenecen a la región conectados a través de una línea que también pertenece a la región.

b) El criterio de uniformidad se satisface para toda región.

$$E(g_i) = \text{verdadero} \quad \forall i \quad (1.3)$$

c) El criterio de uniformidad no se satisface para la unión de dos regiones g_i y g_j adyacentes entre si.

$$E(g_i \cup g_j) = \text{falso} \quad i \neq j \quad (1.4)$$

La segmentación con traslape de regiones la podemos enunciar de la siguiente forma:

La segmentación de una imagen digital $\{g(n,m)\}$ es la división de g en subáreas g_1, g_2, \dots, g_k no vacías y no necesariamente disjuntas que satisfacen un cierto criterio de uniformidad E de acuerdo a las siguientes condiciones.

a) La imagen original se obtiene ahora como:

$$\bigcup g_i - \bigcup (g_i \cap g_j) = g, \quad i \neq j \quad (1.5)$$

g_i es una región conectada simple para todo i bajo una cierta conectividad.

b) El criterio de uniformidad se satisface para toda región.

$$0 \leq E(g_i) \leq 1 \quad (1.6)$$

de acuerdo a la función de membresía.

- c) Definida una función de membresía, el criterio de uniformidad puede satisfacerse para la unión de dos regiones g_i y g_j adyacentes entre si.

$$0 \leq E(g_i \cup g_j) \leq 1 \quad (1.7)$$

de acuerdo con la función de membresía.

Si lo que se segmenta es el contenido del ruido de una imagen, el resultado es una región que no tiene relación alguna con la escena; en este último ejemplo la segmentación es más elaborada ya que el ruido está sobrepuesto, aditiva o multiplicativamente a la imagen; la separación en este caso requiere por tanto de un modelo estadístico que permita estimar el valor de los *pixels* en ausencia de tal fenómeno degradante. La diferencia entre la imagen original con ruido y la estimación sin él daría la segmentación deseada. En las figuras que a continuación se presentan (figura I.8) se observa la diferencia entre ellos.

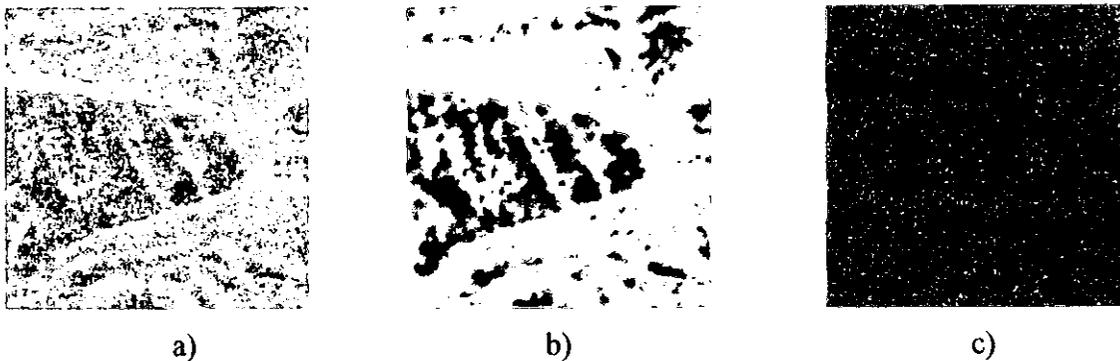


Figura I.8 a) Imagen con ruido multiplicativo ; b) Imagen sin ruido
c)Ruido .

I.8 RELACIONES DE VECINDAD

Para entender las relaciones de vecindad es necesario conocer el código de Freeman. El código de Freeman indica las principales direcciones de conectividad que pueden tener los *pixels*. Una dirección es principal únicamente si pasa por el centro de un

conjunto de *pixels* alineados, contenidos en la imagen. La roseta de ocho primeras direcciones se conoce como código de Freeman, figura I.9.

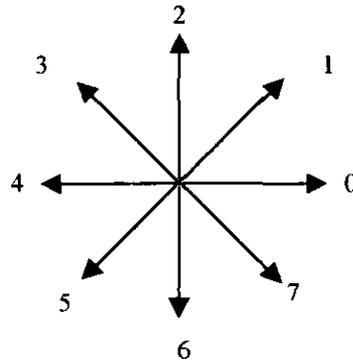


Figura I.9 Código de Freeman.

$(i - 1, j - 1)$	$(i, j - 1)$	$(i + 1, j - 1)$
$(i - 1, j)$	(i, j)	$(i + 1, j)$
$(i - 1, j + 1)$	$(i, j + 1)$	$(i + 1, j + 1)$

Figura I.10 Primeros próximos vecinos y segundos próximos vecinos.

Si ahora un pixel p (figura I.10) con coordenadas (i, j) , en donde sus primeros próximos vecinos son aquellos con coordenadas: $(i + 1, j)$, $(i, j - 1)$, $(i - 1, j)$, $(i, j + 1)$, es decir los que se encuentran en las direcciones horizontales y verticales especificadas por las direcciones 0, 2, 4 y 6 del código de Freeman; se denominan como *pixels* en conectividad 4.

Los segundos próximos vecinos de p son aquellos localizados en las diagonales principales especificadas por las direcciones 1, 3, 5 y 7 del código de Freeman, las coordenadas de estos *pixels* vecinos son: $(i + 1, j - 1)$, $(i - 1, j - 1)$, $(i - 1, j + 1)$, $(i + 1, j + 1)$. La unión entre los primeros proximos vecinos y los segundos proximos vecinos dan como resultado lo que se denomina *pixels* en conectividad 8.

Además de los aspectos de conectividad entre un pixel y sus vecinos es posible cuantificar la relación de vecindad de un grupo de *pixels* espacialmente arreglados marcando el contorno o borde un objeto. Al codificar un contorno es necesario adoptar algunas convenciones tales como: dónde se comienza y en qué sentido se hace el seguimiento.

I.9 CLASIFICADORES

Para determinar la pertenencia de un pixel a una clase es necesario hacer uso de algunos de los clasificadores que se explican a continuación.

CLASIFICADOR BOOLEANO

En un clasificador booleano un pixel pertenece o no pertenece a una clase. El grado de membresía es cero o uno.

Una vez que se definan las regiones, todos los *pixels* quedarán clasificados, es decir, la unión de las clases es igual a la imagen. Poniendo algún parámetro extra, pueden dejarse *pixels* sin clasificar. Cada pixel de la imagen pertenecen a una clase y sólo una.

CLASIFICADOR DIFUSO

En un clasificador difuso un pixel pertenece a una clase con una cierta probabilidad. Esta probabilidad se modela a través de una función de membresía. La membresía de un pixel a una clase dada no es cero o uno, sino un valor real en el rango $[0, 1]$.

Un pixel puede tener diferentes grados de membresía a varias clases. Si se clasifican todos los *pixels*, algunos quedarán en más de una clase, por lo que la unión de las clases será mayor que la imagen. Si aquellos *pixels* que pertenecen a más de una clase se dejan sin clasificar, la suma de las regiones será menor que la imagen. Un pixel se clasifica en una clase si la función de membresía respectiva es máxima.

LA CLASIFICACIÓN PUNTUAL Y LA CLASIFICACIÓN CONTEXTUAL

Los clasificadores puntuales etiquetan los *pixels* de la imagen en una clase usando solamente atributos espectrales e ignoran el contexto (Jensen, 1986; Gong, 1992).

Este enfoque, también denominado clasificador por pixel, demostró ser de naturaleza limitada y aplicable solamente a casos espectralmente bien diferenciados.

LA CLASIFICACIÓN CONTEXTUAL

Para este caso, un pixel es etiquetado en una clase tomando en cuenta sus propiedades espectrales y el contexto de su ubicación (Wilson, 1992; Jensen, 1990). Un *clasificador contextual produce mayor precisión en la clasificación que un clasificador puntual*. La ventaja que tiene el clasificador contextual es que para cada pixel se cuenta con mayor información para tomar la decisión de en qué clase clasificarlo, ya que no sólo cuenta con la información puntual sino también con la información del entorno de dicho pixel. Y a mayor información menor la incertidumbre.

LA CLASIFICACIÓN NO SUPERVISADA Y LA CLASIFICACIÓN SUPERVISADA

CLASIFICACIÓN NO SUPERVISADA

En esta clasificación primero se segmenta la imagen y luego se etiquetan las clases, es decir, primero se asignan los *pixels* a conjuntos, y luego se define qué clases son esos conjuntos (Richards, 1986). Los pasos básicos de la clasificación no supervisada son los siguientes:

- Elegir las bandas que intervienen en la clasificación, ya sea originales o resultado de alguna transformación.
 - Seleccionar un criterio para medir la similitud o distancia entre *pixels* que componen la imagen.
-

- Seleccionar un criterio para agrupar *pixels* similares.
- Generar un mapa temático.

CLASIFICACIÓN SUPERVISADA

En esta clasificación primero se etiquetan las clases y luego se segmenta la imagen. Los *pixels* de la imagen son asignados a clases de las cuales se tiene conocimiento a priori a través de lo que se conoce como pixel prototipo. Para ello se necesita hacer una interacción con la imagen y marcar los *pixels* representativos de la clase.

Los pasos básicos de la clasificación supervisada son los siguientes (Richard, 1993):

- Definir el conjunto de clases en las cuales se va a segmentar la imagen.
 - Escoger en forma interactiva los *pixels* representativos o prototipo de cada clase.
 - Utilizar los *pixels* prototipo para determinar los parámetros del clasificador.
 - Emplear el clasificador calibrado (con los parámetros determinados), para etiquetar cada pixel de la imagen.
 - Generar un mapa temático.
-

I.11 TEXTURA

El problema de análisis de texturas ha llegado a ser de suma importancia en diversos campos de investigación. Los principales problemas en el análisis de texturas son :

1) la discriminación de texturas, 2) la descripción, y 3) la localización de los límites entre diferentes tipo de regiones de texturas (Ehrich, 1977).

Es decir, en una región de textura, la cual tiene un número finito de clases se debe elegir la muestra correspondiente a esta clase de textura. Por otro lado dada una región de textura, como puede ser descrita, y dada una escena como podemos encontrar los límites más estables entre las diferentes regiones.

En el primer problema planteado se puede descubrir la probabilidad de un conjunto de reglas que describa la textura, que sea efectiva en la discriminación entre ellos. Claro que se deben describir aquellas reglas que generalicen de la mejor manera posible cada uno de estos elementos, con el objetivo de no redescubrir cada vez una clase de textura diferente. Un conjunto de buenas reglas deben ser encontradas para este propósito.

En el segundo problema, se requiere hacer un planteamiento con extremo cuidado, dado la estructura compleja de la textura. La descripción exacta requiere un entendimiento de la dependencia entre la estructura básica y la composición de los elementos texturales básicos. Para tal descripción es conveniente expresar las técnicas de dependencia que sean necesarias. Dos texturas pueden ser diferentes, y aún así puede ser extremadamente difícil describir una de otra.

El último problema puede resultar el más difícil de resolver debido a la dificultad que se presenta para especificar hasta que punto una textura esta contenida completamente en una región física. La textura puede estar bajo un variación espacial muy lenta que dificulta el detectarla o cuantificarla (Ehrich, 1977).

Pero más importante, resulta que el universo de texturas es tan rico que uno debe tener la capacidad de describir las estructuras complejas y arbitrarias de tal forma que sea posible el fijar los límites entre ellas.

De una forma culitativa, se pueden clasificar las texturas como:

Naturales: Texturas de imágenes de escenas naturales.

Artificiales: Estas texturas son generadas por algún algoritmo.

Regulares: Texturas que contienen patrones estructurales similares.

Irregulares: Texturas que contienen patrones estructurales aleatorios.

Debido a la importancia que tiene este tema se han desarrollado tres tendencias generales las cuales son : métodos estadísticos, métodos estructurales, métodos espectrales.

Para el primero, la textura esta caracterizada por un conjunto de propiedades estadísticas las cuales son extraídas de un grupo de propiedades locales, que representan la interrelación que se da entre cada uno de los *pixels*. Generalmente hablando, los métodos estadísticos son útiles para texturas muy finas, es decir texturas que son más aleatorias que estructuradas, las cuales no contienen de forma obvia elementos básicos texturales o un arreglo espacial regular.

Por otro lado, los métodos estructurales estan basados en los modelos de textura que contienen un conjunto de arreglos, que tienen alguna regla de posición. Esto es, se describe la estructura de la textura, teniendo la caracterización de los elementos que la componen y las reglas de posición.

Los métodos estructurales son convenientes para texturas más ordenadas. En la cual se considera que la textura es más o menos generada por patrones primitivos, que algunas veces se llaman *textones* (Huet et. al 1996), los cuales estan arreglados de una cierta forma y se repiten continuamente.

Un elemento, que constituye una textura, consiste de un conjunto de *pixels* caracterizados por un grupo de propiedades. El elemento más simple es un pixel y este como atributo presenta un nivel de gris.

Las técnicas espectrales son basadas en las propiedades del espectro de Fourier, estas técnicas son usadas sobre todo para determinar la periodicidad global de patrones en una imagen.

Para obtener las características de la textura tales como rugosidad, fineza u orientación; estas pueden ser estimadas por las técnicas de filtrado que utilizan transformaciones en la imagen.

De forma general, una transformada bidimensional $v(k,l)$ de la imagen de entrada es pasada a través de varios filtros paso bandas o máscaras $g_i(k,l)$, $i=1,2,3,\dots$

Si tenemos que:

$$z_i(k,l) = v(k,l) * g_i(k,l) \quad (1.9)$$

en donde $z_i(k,l)$ representa la energía de la imagen obtenida por medio de una transformación.

Con aperturas circulares, en los filtros, podemos medir la energía contenida en diferentes frecuencias espaciales. Con aperturas angulares se puede detectar la orientación de la textura. Una combinación de ambas permitiría que se utilizara para detectar texturas periódicas o cuasi-periódicas (Jain, 1989). Dado que una de las transformaciones que cumple con estas aplicaciones es la transformada de Fourier, esta puede ser empleada.

La transformada de Fourier es una descomposición del campo bi-dimensional en un espacio de frecuencias empleando como funciones base al Seno y al Coseno (Bracewell, 1978; Bracewell, 1990). Las frecuencias representan la rapidez con la que cambian los valores de los *pixels* en ambas direcciones del espacio de la imagen; por lo que la transformada de Fourier permite la evaluación del espectro de frecuencias espaciales de la

misma. Este espectro de frecuencias es una medida de su complejidad geométrica. Entonces la transformada de Fourier es un indicador de la estructura de una imagen. De esta manera la distribución de frecuencias puede ser empleada para distinguir ciertas propiedades geométricas de una imagen.

Las imágenes con propiedades globales de periodicidad similares tienen espectros de frecuencias parecidos. Y por otro lado, los espectros de frecuencias son más fáciles de comparar entre sí. La transformada de Fourier es por tanto una representación de la imagen digital en un espacio donde se encuentran realizadas las características espaciales de la imagen. Por otro lado la textura se puede definir como sigue: manifestación espacial organizada de un arreglo local de tonos (*pixels*) de la imagen.

Una forma de visualizar la textura es a través de una gráfica en tres dimensiones, donde en el plano x,y se localiza la posición de cada pixel y en el eje z su respectivo valor, obteniéndose así una superficie. Esta superficie es suave donde los *pixels* cambian poco su valor y rugosa donde lo hacen rápidamente. Para una dirección determinada la alternancia y amplitud de valles y crestas determinan la rugosidad del área (Lira, 1997). Esta es una generalización de la idea de textura que se tiene en cuanto al relieve de una superficie sólida. La textura es local, puede cambiar de un lugar a otro de la imagen y depende de la escala a la cual se le observe. La textura es un concepto difícil de definir dada la subjetividad con la cual la psicovisión responde ante ésta, pero es posible establecer tres características básicas:

- Un cierto orden local se repite sobre una región que es relativamente grande comparada con el tamaño del orden. El orden local implica que se tiene un modelo matemático que aplicado sobre una subregión presenta las mismas características cuantitativas que otra subregión.
 - El orden consiste de un cierto arreglo de partes elementales. Es decir, que los *pixels* están arreglados de una forma específica, con una cierta estructura geométrica.
-

- Las partes están compuestas de entidades aproximadamente uniformes, teniendo más o menos las mismas dimensiones dentro de la región de textura, las partes pueden ocurrir en cualquier dirección.

En estudios realizados por Julesz, se determinó que la psicovisión humana no es muy eficiente para distinguir y clasificar texturas; como aquellas que difieren más allá del tercer momento estadístico por lo que son confundidas por el ser humano (Julesz, 1973), aunque existen otras posturas que afirman lo contrario (Victor, 1994).

I.11.1 FRECUENCIA ESPACIAL

La frecuencia espacial se encuentra estrechamente relacionada con el concepto de textura, pero tanto en la textura como en la frecuencia espacial la apariencia visual se muestra como una alternancia de tonos de los *pixels* de la imagen, la diferencia se encuentra en la estructura que presentan. Haciendo referencia a la superficie que se mencionó en párrafos anteriores, se tienen regiones donde las crestas y valles cambian de una forma suave, lo que representa poca modificación en la tonalidad de la imagen y aquellos cambios repentinos están relacionados con variaciones intensas en los tonos (Lira, 1997).

Es decir, cualquier alternancia de valores en la imagen digital se refleja en la superficie como un cambio en la superficie, ya sea de forma suave o brusca. De lo cual se puede concluir que cuando se tienen frecuencias espaciales bajas en ciertas regiones de la imagen se presenta una tonalidad relativamente uniforme y se asocia con texturas finas.

Cuando se tienen frecuencias espaciales altas es el reflejo de que en la imagen existen tonalidades cambiantes y se asocia a texturas rugosas. Una forma de cuantificar la frecuencia espacial es utilizando la definición de expansión en series de Fourier.

Si se considera un perfil de la imagen, figura I.11, a lo largo de la dirección x para una y constante; se puede escribir como $f(x)$, entonces se tiene que:

$$f(x) = \frac{a_0}{2} + \sum_m [a_m \text{Cos}(mx) + b_m \text{Sen}(mx)] \quad (1.8)$$

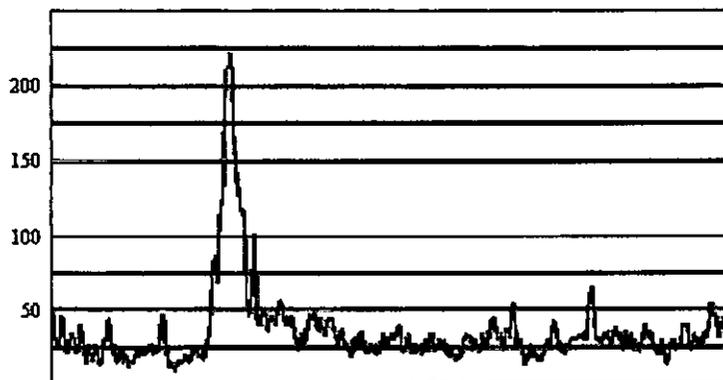


Figura I.11 Perfil de una imagen a lo largo de la dirección x para una y constante.

Las constantes a_m y b_m se obtienen a partir de la función $f(x)$ misma, la que debe tener un número finito de discontinuidades y un número finito de valores extremos, condiciones que son satisfechas en una imagen digital. A partir de esta expresión, es posible deducir que si $f(x)$ presenta variaciones suaves, entonces la sumatoria se restringe a valores pequeños de m , a medida que $f(x)$ se hace más compleja, es necesario incrementar el valor de m para una representación fiel de esta función y en el caso límite de un escalón, m tiene que ser infinito. De esta forma es posible afirmar que el contenido de frecuencias espaciales de $f(x)$ crece a medida que sus cambios son más abruptos, es decir, es necesario incluir en el desarrollo dado por (1.8) a funciones de seno y coseno de frecuencias cada vez más altas. No obstante que la expresión (1.8) describe un perfil a lo largo de la dirección x , el razonamiento anterior se aplica a perfiles en cualquier dirección.

I.11.2 TEXTURAS NATURALES

Las texturas naturales, se pueden clasificar en dos vertientes, las texturas que se generan en la naturaleza y las que no fueron generadas en una computadora. Como ejemplos se pueden mencionar paredes de ladrillos, arena, entre otras. Algunos ejemplos se muestran en la figura I.12.

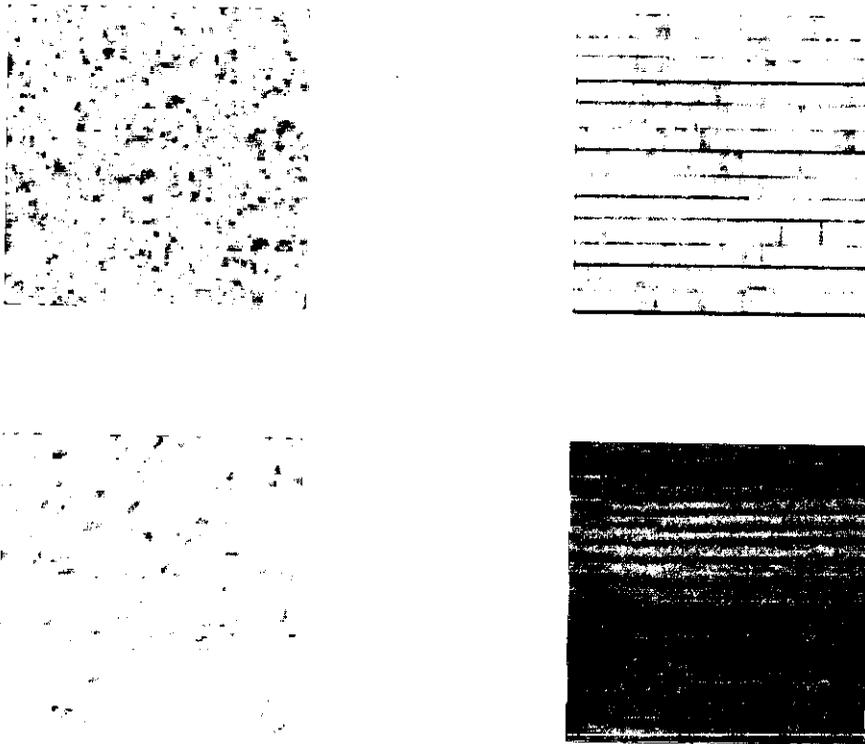


Figura I.12 Ejemplos de texturas naturales.

I.11.3 TEXTURAS ARTIFICIALES

Las texturas artificiales consisten en arreglos de primitivos puestos sobre un fondo neutro. Estos primitivos pueden ser segmentos de líneas, puntos, estrellas o caracteres alfanúmericos entre otros (Pratt, 1981). Este tipo de texturas se generan por la repetición regular de patrones específicos (Levine, 1985). Por medio de algún algoritmo como Campos Aleatorios de Markov. Ejemplos de este tipo de texturas se muestran en la figura I.13.

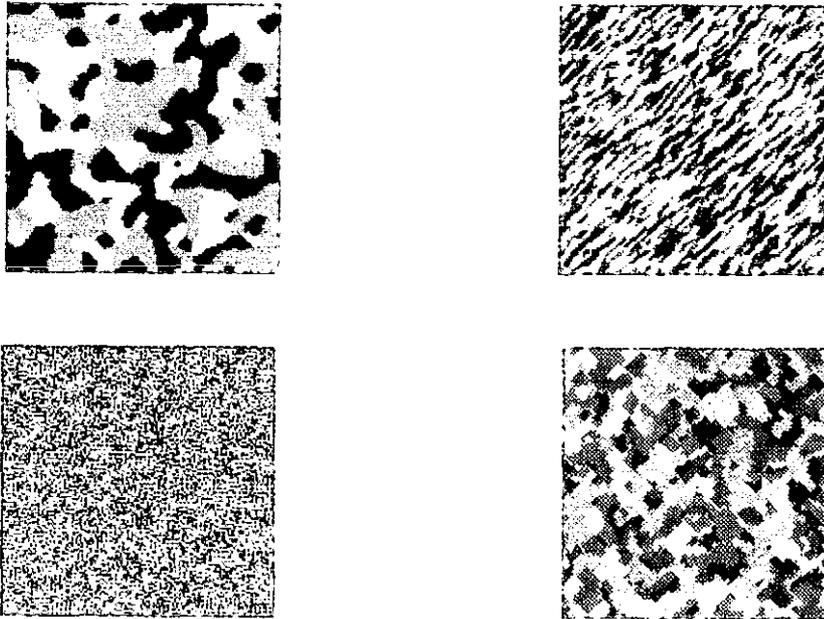


Figura I.13 Ejemplo de texturas artificiales.

I.11.4 TEXTURAS REGULARES E IRREGULARES

Algunas texturas tienen patrones que son completamente similares por ejemplo paredes de ladrillo. Otras en cambio están formadas por patrones irregulares, la arena de una playa. El arreglo de los patrones puede ser regular, como en una pared o irregular, como la arena. En cualquier caso el arreglo satisface una cierta sintáxis. La sintáxis puede ser determinística o estocástica (Van der Heijden, 1998). Esta sintáxis se puede definir como la forma en que se encuentran arreglados los primitivos. Un primitivo es el elemento básico que define un cierto tipo de textura.

A las texturas regulares también se les conoce como estructuradas o determinísticas y a las irregulares como aleatorias o estocásticas. Las texturas regulares están usualmente hechas por el hombre y consisten de arreglos regulares de líneas, triángulos, cuadrados, círculos, hexágonos, entre otros. Una pared de ladrillos o los patrones sobre una tela son un ejemplo. Podemos observar algunos ejemplos en la figura I.14.

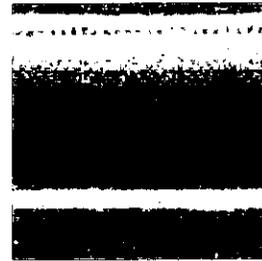
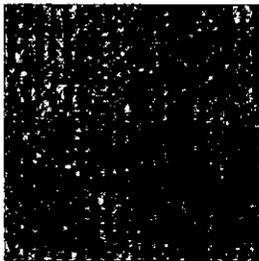
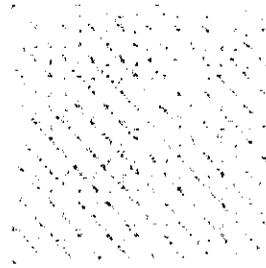
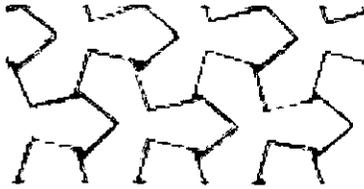


Figura I.14 Ejemplo de texturas regulares.

Los patrones estocásticos ocurren naturalmente, por ejemplo la arena de la playa o un bosque visto a una cierta distancia.

Para ambos casos (texturas regulares e irregulares), sus primitivos están tipificados por un grupo de elementos ordenados de una forma particular. Estos elementos son las unidades de la textura y pueden ser caracterizados por una descripción específica. Para este caso se presentan dos ejemplos en la figura I.15.

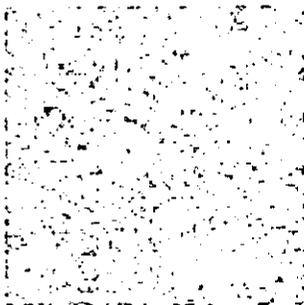


Figura I.15 Ejemplo de texturas irregulares.

I.11.5 TEXTURA EN LAS IMÁGENES DE RADAR DE APERTURA SINTÉTICA SAR (*Synthetic Aperture Radar*)

La textura es el segundo momento espacial de brillantez que caracteriza una imagen. La textura describe la variación del tono (como ya se había mencionado). Hay diversas alternativas para cuantificar la textura, pero un estimador comunmente utilizado para imágenes SAR es la función de correlación espacial sobre un dominio seleccionado de la imagen. La función de autocorrelación tiene dos aspectos: radiométrico y espacial.

El primero de estos aspectos describe la desviación estándar de la dispersión de los valores de la brillantez con respecto a la media, o algún tono elegido. El segundo describe la relación promedio del cambio de brillantez entre dos posiciones espaciales como una función de la distancia entre ellos (Henderson, 1999).

El ruido *speckle* es uno de los principales factores que degradan la calidad de las imágenes SAR. El *speckle* es un ruido multiplicativo proporcional a la intensidad de la señal recibida. El efecto visual de este ruido origina una textura granulosa que puede dificultar la interpretación de las imágenes de radar, reduciendo la separabilidad entre clases y otros procesos de extracción de información. El ruido *speckle* está siempre asociado a sistemas generadores de imágenes coherentes, tales como las que son obtenidas por medio microondas, laser y ultrasonido.

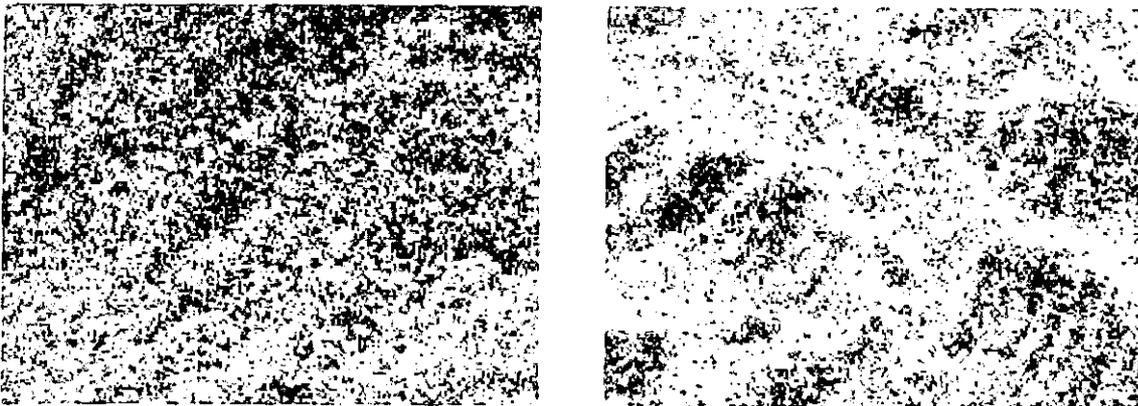


Figura I.16 Imágenes de Radar con ruido *Speckle*.

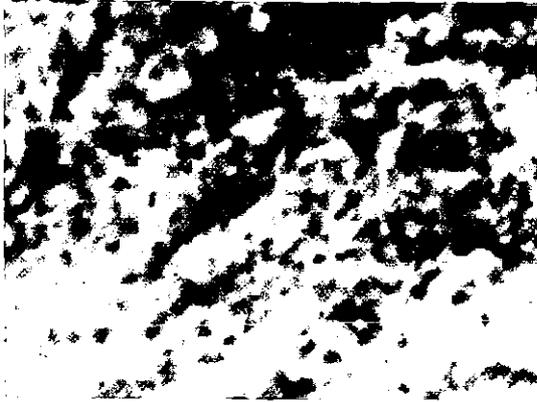


Figura I.17 Textura suave de una imagen de Radar.



Figura I.18 Textura rugosa de una imagen de Radar.

Las imágenes obtenidas por medio de sensores radar presentan una gran riqueza textural, debido a la respuesta de la señal retrodispersada que se obtiene como resultado de la interacción con la escena de estudio.

En la figura I.16 se observa la textura con ruido *speckle* multiplicativo y en las figuras I.17, I.18 se aprecia la textura suave y rugosa respectivamente (ya sin ruido), tomadas de una imagen de radar.

I.12 MÉTODOS UTILIZADOS EN LA SEGMENTACIÓN DE TEXTURAS

El análisis de texturas puede ser dividido en dos partes, la medición cualitativa de las texturas, evaluando propiedades como, la fineza, rugosidad, suavidad, granulación, aleatoriedad, regularidad, irregularidad, etcétera. Por otro lado los algoritmos de segmentación donde se necesita clasificar el área o detectar los límites de los bordes para cada textura.

Otros métodos para la segmentación de texturas incluyen mediciones estadísticas para los niveles de grises en el histograma, en particular la media (Maletti, 1998); los modelos de autocorrelación espacial (Carr et al., 1998) la transformada rápida Fourier para realizar el análisis en el dominio de la frecuencia (Dadd et al., 1997) o utilizando algunas de las propiedades de la transformada de Fourier como la modulación (Alparlone et al., 1990); así también los métodos asociados con los campos aleatorios de Markov

(Descombes et al., 1999) o la utilización de la transformada Wavelet para la identificación de texturas (Chen et al., 1994), o realizando una descomposición multirresolución utilizando esta transformada (Hsin et al., 1998); o el modelado de la textura como un campo Gaussiano de Gibbs (Acuna, 1992, Nguyen, 1993); el uso de las matrices de coocurrencia (Soh et al., 1999) y sus características asociadas a parámetros estadísticos (Baraldi et al., 1995) así como estudios particulares de textura en imágenes de radar ya bajo una aplicación específica de reconocimiento (Treitz et al., 1996; Lira et al., 1998; Maletti, 1998; Soh et al., 1999; Wu et al., 1999) o el diseño de algoritmos para la obtención de la matriz de coocurrencia con un costo computacional más bajo (Clausi et al., 1998, Svolos, 1998); así también como la reducción de los niveles de gris para el análisis de texturas (Valkealahti et al., 1998; Lira et al., 1998); los algoritmos de crecimiento de regiones (Lira et al., 1998) y las aproximaciones teóricas de estimación (Alparlone et al., 1990) entre otros.

Como también el estudio y reconocimiento de patrones en texturas sintéticas, utilizando matrices de coocurrencia (Berger et al., 1998). Todos estos trabajos muestran el interés continuo que se tiene para la segmentación de texturas, así como la variedad de métodos que de ellos existe. Algunos de los trabajos son aquí resumidos.

El Semivariograma en Comparación a la Matriz de Coocurrencia para Clasificar Imágenes de Textura.

Autores: James R. Carr y Fernando Pellon de Miranda

En este artículo la función semivariograma es comparada con la matriz de coocurrencia para la clasificación de texturas en imágenes digitales y la precisión es probada utilizando lugares de entrenamiento.

Las imágenes utilizadas fueron:

SPOT HRV, infrarrojo cercano

Landsat, rojo visible

Indian Remote Sensing (IRS) LISS-II, verde visible

Magellan, Venus, Microonda en la banda S

SIR-C, Microonda en la banda X

SIR-C, Microonda en la banda L

El semivariograma esta definido por la siguiente ecuación:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N |G(x, y) - G(x', y')|^2$$

Donde $G(x, y)$ representa la imagen digital.

h es la distancia Euclidiana entre el pixel (x, y) y el pixel (x', y') .

N es el número total de pares de los valores de los pixels separados por la distancia Euclidiana.

El cálculo del semiovariograma puede ser hecho en direcciones específicas, los autores lo manejan conectividad 4 en las direcciones del código de Freeman. Además se puede realizar el cálculo empleando el valor absoluto de la distancia, esto es:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N \text{ABS}|G(x, y) - G(x', y')|^2$$

Un semivariograma, en cualquier dirección, depende de la naturaleza de la textura y es calculada para cada clase usando lugares de entrenamiento de $M \times M$, donde M es el tamaño de una ventana. Por lo que la clasificación de la textura en una imagen es procesado pixel por pixel. El semivariograma es calculado para una región de tamaño $M \times M$ alrededor del pixel a clasificar. La premisa esencial de la clasificación, es comparar el semivariograma para un vecindad dada alrededor del pixel a clasificar para seleccionar la

clase a la cual corresponde. Esto necesariamente requiere calcular semivariogramas de igual tamaño y realizar una comparación entre los que tengan firmas similares. Una distancia usada cuando se comparan estas firmas es la siguiente:

$$d = \sum_{i=1}^K |\gamma_t(i) - \gamma_p(i)|$$

Donde K es el número de incrementos permitidos de h, restringido a una ventana de tamaño M y los subíndices t y p representan el sitio de entrenamiento y el semivariograma vecino del pixel, respectivamente. Un pixel es asignado a la clase al evaluar la distancia mínima del entorno del pixel con respecto a una clase. La función del semivariograma ha sido aplicada previamente en percepción remota y en el procesamiento de imágenes.

Los autores realizan una comparación con respecto al método de clasificación de texturas como es la matriz de coocurrencia, llegando a la conclusión de que cuando una clasificación textural es realizada en una imagen adquirida ópticamente, la matriz de coocurrencia presenta un mejor resultado, en comparación con el método del semivariograma. Los autores citan trabajos previos en los cuales se indica que el semivariograma presenta buenos resultados para la clasificación de imágenes radar y su empleo en imágenes multiespectrales.

Para mayores referencias:

Carr R. James and Pellon de Miranda Fernando. "The semivariogram in Comparison to the Co-occurrence Matrix for Classification of Image Texture". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol 36, No 6, pp. 1945-1952, November 1998.

Autores: Alparone L., Benelli G., Vagniluca A.

En este artículo los autores mencionan 4 diferentes algoritmos que emplean para clasificar texturas, los primeros dos están basados en las propiedades espectrales texturales detectadas a partir del espectro de Fourier. Los dos últimos están basados en propiedades estadísticas, viendo la textura como un campo aleatorio de dos dimensiones definido por un modelo apropiado.

El primer método se basa en el hecho de que una simple textura puede ser vista como una señal modulada bidimensional, en la cual la portadora representa la estructura y es responsable de la rugosidad y la dirección, mientras que la envolvente caracteriza la clase de información textural. El segundo método detecta la rugosidad y dirección de la textura a través de ocho características derivadas del espectro de potencia de la imagen de textura. De hecho, la distribución radial de los valores en el espectro es sensible a la rugosidad de la textura, mientras que la distribución angular de los mismos valores es sensible a la dirección.

Los fundamentos teóricos de estos dos métodos están basados en el espectro de Fourier, la transformada bidimensional de Fourier fue reemplazada por la transformada coseno bidimensional para evitar efectos de apertura causados por la no periodicidad del campo de la imagen. En la aproximación estadística la textura es vista como un campo aleatorio bidimensional definido por un modelo autorregresivo apropiado.

El tercer método emplea una técnica lineal de estimación: el nivel de gris de un píxel de la textura es estimado a partir de la suma de pesos de los niveles de gris de los *pixels* vecinos y el estimador que minimiza el error medio cuadrático es usado para la caracterización de la textura.

El cuarto método usa un modelo autorregresivo simultáneo que caracteriza la interacción espacial de los niveles de gris a lo largo de direcciones determinadas. Ocho parámetros correspondientes a dos diferentes modelos son extraídos como características

texturales. Estos parámetros capturan las características texturales en las direcciones horizontal /vertical y diagonal/contra-diagonal.

Los autores emplean imágenes radar meteorológicas para realizar sus pruebas, en el primero y segundo método se emplearon filtros circulares pasabanda, con diferentes frecuencias de corte, obteniéndose mejores resultados para el segundo método, que emplea la transformada coseno bidimensional.

Para el tercer método se utilizó como medida de precisión de la clasificación la matriz de confusión, reportándose en el artículo relaciones de clasificación elevadas y mencionando que este hecho confirma la alta eficiencia del análisis estructural de la textura para imágenes meteorológicas de radar. En la evaluación del cuarto método se obtuvo también relaciones altas en la matriz de confusión. Al parecer los métodos estructurales dan mejores resultados, en este caso, que los métodos espectrales.

Para mayores referencias:

Alparlone L., Benelli G., Vagniluca A. "Texture-based analysis techniques for the classification of radar images". *IEE Proceedings*, Vol. 137, No 4, pp. 276-282, 1990.

Análisis textural en imágenes SAR de hielo en el mar usando matrices de coocurrencia.

Autores: Leen-Kiat Soh y Costas Tsatsoulis

En este artículo se presenta un estudio preliminar para la identificación de patrones de hielos en el mar con imágenes SAR obtenidas del satélite ERS-1. Los autores utilizan matrices de coocurrencia para evaluar cuantitativamente la textura y los parámetros que los representan, todo esto para identificar cuáles características son las que representan mejor la identificación de la textura de los hielos sobre el mar. Para este caso utilizan diferentes niveles de cuantización en las imágenes, determinando que solamente 8 niveles de gris resultan poco recomendable para la evaluación de la textura y que la utilización del total de la escala no es necesaria. Los autores desarrollan tres variantes de la evaluación de la matriz de coocurrencia y los resultados los introducen a un clasificador Bayesiano para evaluar la

clasificación textural de hielos sobre el mar. También realizan una clasificación supervisada para nuevamente evaluar cada uno de los algoritmos. Concluyendo que la mejor implantación que representa la textura es aquella que abarca en su rango de desplazamiento tanto valores de microtextura como de macrotextura. Por lo que la cuantización, el desplazamiento y la orientación de los valores hacen que la evaluación de texturas a través de la matriz de coocurrencia sea mejor.

Se presenta un conjunto de experimentos para obtener los parámetros texturales más representativos, en este caso se emplean los descriptores clásicos. Los cuales describen que parámetros son los más representativos de la textura y cuales son los mejores para describir el hielo sobre el mar en imágenes de radar de apertura sintética (SAR). Los autores seleccionaron 7 diferentes muestras de los tipos de hielo, para realizar pruebas, en el contexto Geofísico no tienen un significado intrínseco y fueron utilizados sólo por que son separables visualmente.

La matriz utilizada fue la matriz de coocurrencia, para su diseño existen tres parámetros fundamentales que son: la cuantización de los niveles de gris de la imagen la orientación y el desplazamiento de los valores medidos por medio de los pares. Sobre la matriz de coocurrencia, se desarrollaron tres diferentes técnicas como son: la matriz de la media del desplazamiento y orientación de la media (*mean displacement and mean orientation*) MDMO, la matriz de la media del desplazamiento y la media de la orientación (*optimal displacement and mean orientation*) ODMO y la matriz del óptimo desplazamiento y de la óptima orientación (*optimal displacement and optimal orientation*) ODOO.

La implantación fue evaluada como la habilidad de separar los contextos entre dos texturas de los hielos en imágenes SAR. Con cada una de las tres variantes de las matrices de coocurrencia, se evaluaron descriptores tales como la entropía, la homogeneidad, la correlación, la energía y el contraste. Realizando un comparativo entre ellas y posteriormente utilizando un clasificador bayesiano para evaluar la precisión de la clasificación, obteniéndose mejores resultados para la MDMO. En una clasificación

supervisada los mejores resultados se obtuvieron empleando la MDMO, con un coeficiente kapa de 0.914, para las otras dos matrices fueron de 0.763 para la ODOO y 0.757 para la ODMO.

Los autores concluyen que la evaluación que mejores resultados da es la MDMO, y que la ODMO y la ODOO presentan resultados muy similares. La conclusión a la que llegan es que, una imagen cuantizada en 64 niveles de gris tiene la representación suficiente para poder realizar un estudio sobre las características de la textura; el factor de desplazamiento y la orientación de la forma en que se realizan la obtención de los pares resulta importante para obtener mejores resultados. Finalmente, resulta sumamente importante los resultados para la segmentación de los diferentes tipos de hielos, para su correcta identificación. Además de que la MDMO presenta mejores resultados tanto en las clasificaciones supervisadas como no en las no supervisadas.

Para mayores referencias:

Soh L. and Tsatsoulis C. "Texture Analysis of SAR Sea Ice Imagery Using Level Co-occurrence Matrices". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol 37, No 2, pp.780-795, March 1999.

Debido a que no se tienen los algoritmos, ni la imágenes de prueba ni las de resultado que se presentan en los diferentes artículos, resulta difícil realizar una comparación objetiva con el método aquí desarrollado.

El trabajo que se presenta aquí utiliza las características de la Matriz de Coocurrencia Conjunta, específicamente aplicada a imágenes de radar, todo esto con la finalidad de segmentar los diferentes tipo de textura que se presentan. En el siguiente capítulo se describirá como se generan las imágenes de radar, las particularidades que presentan y las plataformas (satélites) por medio de las cuales se pueden obtener estas imágenes y los antecedentes históricos que existen.

CAPÍTULO II

RADAR

En este capítulo se da una descripción de lo que es un sistema de captura de imágenes por medio de un sensor radar (*RADio Dectection And Ranging*). El radar trabaja, en la región del espectro electromagnético conocida como microondas, con longitudes de onda de entre 1 mm a 1 m aproximadamente. La radiación de esta longitud de onda puede penetrar nubes, cenizas, lluvia, neblina etcétera, siendo una excelente herramienta para la Percepción Remota.

II.1 RADAR

Las imágenes de radar pueden ser consideradas relativamente nuevas en la Percepción Remota en comparación con la fotografía aérea. Para aplicaciones civiles como por ejemplo en las Geociencias, han sido ampliamente utilizadas desde la década de los años sesenta (Henderson, 1999). El primero que experimentó con ondas de radio cercanas al rango de las microondas, fue Heinrich Hertz y ocurrió a finales del siglo XIX. Hertz mostró que la reflexión de las ondas electromagnéticas pueden utilizarse para diferenciar objetos metálicos de no metálicos. La detección de barcos y de aviones, por medio de radar, recibió una seria atención en los Estados Unidos y Reino Unido entre los años de 1920 a 1930, lográndose avances significativos durante la Segunda Guerra Mundial.

II.1.1 SENSORES RADAR PASIVOS Y ACTIVOS

Algunos sensores de microondas pueden detectar pequeñas cantidades de radiación en algunas longitudes de onda emitidas por la Tierra. Estos sensores son llamados pasivos por que detectan radiación electromagnética generada externamente, es decir, por la emisión o reflejo proveniente de alguna fuente no propia al sistema sensor.

Los radiómetros pasivos de detección de microondas son llamados SMMR (*Scanning Multichanel Microwave Radiometer*) y producen imágenes con poca resolución;

esto es debido a que el nivel de energía de las microondas emitidas por la Tierra es muy bajo.

Para una imagen de mayor resolución se utilizan los llamados sensores activos, un sensor activo es aquel que envía su propia energía electromagnética a los objetos que se desean estudiar y grabar. Estos sensores permiten el direccionamiento de las microondas y la captura de las señales reflejadas que inciden en los objetos. Para la captura de las señales reflejadas se emplea la misma antena que sirvió para la emisión de las microondas.

La operación de los sensores activos se encuentra, por ejemplo (tabla II.1) en la banda C (5.3 GHz de frecuencia o 5.6 cm de longitud de onda). Las longitudes más largas (baja frecuencia) son generalmente usadas en áreas como son la comunicación y la navegación. A diferencia de los sensores ópticos, las microondas penetran nubes, lluvia, ceniza, neblina, por lo que el radar puede recolectar datos con cualquier condición atmosférica.

El agua de las nubes tiene efectos significativos solamente cuando la operación del radar se encuentra por debajo de los 2 cm de longitud de onda; el efecto de la lluvia no tiene consecuencias importantes para longitudes de onda mayores a los 4 cm.

Las bandas donde opera el sensor radar está descrito por un código, tabla II.1, como banda "L" o "C", este código fue desarrollado durante la Segunda Guerra Mundial como medida de seguridad. La tabla siguiente muestra una de las delimitaciones comunmente aceptadas para el uso de las bandas del radar.

Designación de cada Banda	Frecuencias (MHz)	Longitud de Onda (m)
P	300 – 1 000	0.30 – 1.00
L	1 000 – 2 000	0.15 – 0.30
S	2 000 – 4 000	0.075 – 0.15
C	4 000 – 8 000	0.0375 – 0.075
X	8000 – 12 000	0.025 – 0.0375
K _u	12 000 – 18 000	0.0166 – 0.025
K	18 000 – 27 000	0.0111 – 0.0166
K _a	27 000 - 40 000	0.0075 – 0.0111

Tabla II.1 Bandas y nomenclaturas utilizadas en equipo radar.

El radar transmite una señal de energía electromagnética iluminando el terreno y grabando o midiendo la respuesta que regresa de la superficie o del objetivo. Como un sensor activo, los radares son independientes de las condiciones del sol y pueden operar tanto de día como de noche.

Además, transmiten la señal electromagnética dentro de una orientación específica, conocida como polarización. Si la señal retrodispersada que regresa al sensor radar es capturada usando la misma polarización, esto se conoce como un sistema de polarización HH, horizontal-horizontal (si el esquema fue una polarización horizontal). Existen también los esquemas VV vertical-vertical, y la combinación de ambas HV, horizontal-vertical y VH vertical-horizontal. El regreso de la señal, retrodispersada es el resultado de las variaciones de la superficie en su rugosidad y topografía así como de las propiedades de humedad que contiene el terreno.

El término de retrodispersión fue dado para hacer la diferencia entre las señales reflejadas en direcciones arbitrarias, y las que regresan al radar, que, por tanto, son recibidas y grabadas por el sensor.

Por otro lado algunas de las variables que se deben tener en cuenta para adquirir una imagen de radar pueden ser las siguientes:

- Geografía del área y tipo del terreno
- Escala o nivel de detalle requerido
- Capacidad (del prestador del servicio) para proveer la información
- Calidad y rentabilidad de la fuente de los datos
- Rapidez con que se necesitan los datos
- Formato específico para los datos

Por medio del radar no se detecta información de color, la cual es obtenida por medio de sensores ópticos. O información de temperatura, derivada de sensores termales infrarrojos. El radar es sensible a la rugosidad de la superficie e información de conductividad eléctrica, la cual puede estar relacionada con las condiciones de humedad del suelo. En particular la longitud de onda, el ángulo de incidencia y la polarización de la señal resultan de suma importancia.

La longitud de onda determina la rugosidad de la superficie, cualquier superficie que tenga una rugosidad que esté por debajo de la longitud de la microonda usada por el radar es vista como "suave". Permite también orientar el grado de penetración en la superficie de los materiales. En la banda de longitud de onda L, las microondas pueden penetrar el follaje de los árboles, y dependiendo la altura de estos puede llegar a alcanzar la superficie terrestre. El reflejo puede ocurrir desde las hojas, ramas, troncos y en la superficie de la Tierra. En las áreas secas de aluviones o suelos arenosos puede penetrar varios metros, lo mismo que en los hielos glaciares.

La diferencia entre las imágenes obtenidas por medio de sensores ópticos y las obtenidas por medio de radar es la forma en la que se adquieren los datos. Los sensores típicos multiespectrales tales como SPOT y Landsat colectan la energía reflejada proveniente de la superficie de la Tierra, en frecuencias que están dentro del rango de la

radiación visible. Estos sensores capturan la energía reflejada en varias bandas de frecuencia produciendo imágenes multiespectrales de la superficie terrestre.

Cada banda representa la imagen de la superficie de la Tierra observada en un intervalo de longitud de onda y puede ser analizada en forma simple o en combinación con las otras bandas. Las técnicas de procesamiento de imágenes hacen posible que al combinar estas bandas se pueda obtener una imagen a color de la superficie de la Tierra.

II.2 OBTENCIÓN DE UNA IMAGEN DE RADAR

Los sistemas para generar imágenes de radar se dividen en dos principalmente:

1) Radares de apertura real

Los radares de apertura real basan su funcionamiento en el tamaño físico de la antena con la que trabajan. Para estos, su resolución depende de la distancia entre la antena y el objeto, además del tamaño de la antena que se utiliza.

2) Radares de apertura sintética

Los radares de apertura sintética emulan una antena mayor aprovechando la velocidad relativa de la plataforma que transporta el radar con respecto a la escena observada.

Dos de las definiciones básicas utilizadas para hablar sobre plataformas que transportan sensores radar son las siguientes:

Nadir: Es el punto en la superficie terrestre que está directamente en la vertical abajo del radar.

Azimuth: El término es comunmente usado para indicar la dirección de movimiento de la antena o la escala de la imagen en la dirección paralela a la trayectoria de vuelo.

Empezaremos hablando sobre el radar de apertura real y posteriormente sobre el de apertura sintética.

II.2.1 RADAR DE APERTURA REAL, RAR (*Real Aperture Radar*)

Para la creación de una imagen de radar, esta se realiza por medio de un barrido de líneas perpendiculares a la trayectoria de vuelo; estas líneas se forman con el registro del reflejo de los objetos en los cuales incidieron las ondas de radiación emitidas por el radar. La intensidad de los reflejos de cada objeto es producto de sus características físicas y la ubicación en la línea depende de la distancia que tenga a la antena.

II.2.1.1 RESOLUCION AZIMUTAL

Para un sistema de radar de apertura real, la onda emitida por la antena presenta una forma piramidal, (figura II.1) con uno de sus lados alineado con la trayectoria de la plataforma y el otro en dirección perpendicular a la trayectoria de vuelo. Los ángulos de esta pirámide están definidos como β_h y β_v . El ancho del haz que barre el terreno perpendicularmente a la línea de vuelo, está en función del ángulo β_v . En la dirección azimutal (dirección paralela a la línea de vuelo) el ancho es función de β_h cuya distancia en el terreno es la resolución en esa misma dirección.

Por lo regular se busca que $\beta_v \gg \beta_h$, de esta forma es posible tener una buena resolución en el azimuth y barrer una cantidad mayor de terreno perpendicularmente. Pero a medida que la distancia de la antena es mayor, la resolución del azimuth decrece, ya que el haz abarca más terreno, esta resolución se expresa como:

$$r_a = R \beta_h \tag{2.1}$$

donde R es la distancia entre el objeto y la antena.

Una aproximación para el ángulo β_h es

$$\beta_h = \lambda / l \tag{2.2}$$

Siendo λ la longitud de onda de la radiación electromagnética y l la longitud de la antena real.

Finalmente, la resolución en la dirección azimutal es

$$r_a = \lambda R / l \tag{2.3}$$

De donde se puede apreciar que la resolución en la dirección azimutal es función de la longitud de onda, el tamaño de la antena y la distancia del objeto.

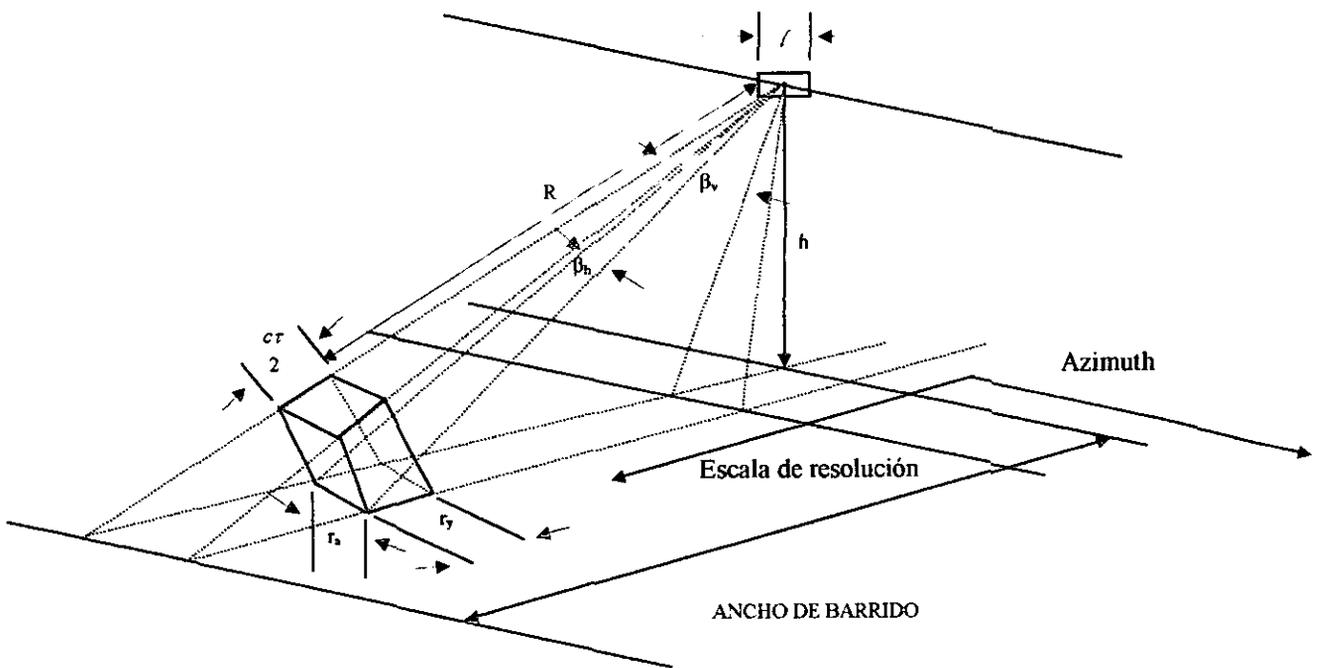


Figura II.1 Geometría del radar de apertura real

II.2.1.2 RESOLUCIÓN EN LA DIRECCIÓN PERPENDICULAR DE VUELO

El tiempo que un pulso, emitido por la antena tarda, en su viaje de ida y vuelta a un objeto esta dado por:

$$t = \frac{2R}{c} \tag{2.4}$$

c es la velocidad de la luz; por lo que el tiempo que tarda el pulso completo en regresar es:

$$t + \tau = \frac{2(R + \Delta R)}{c} \tag{2.5}$$

donde τ es la duración del pulso emitido por la antena en un periodo T , figura II.2.

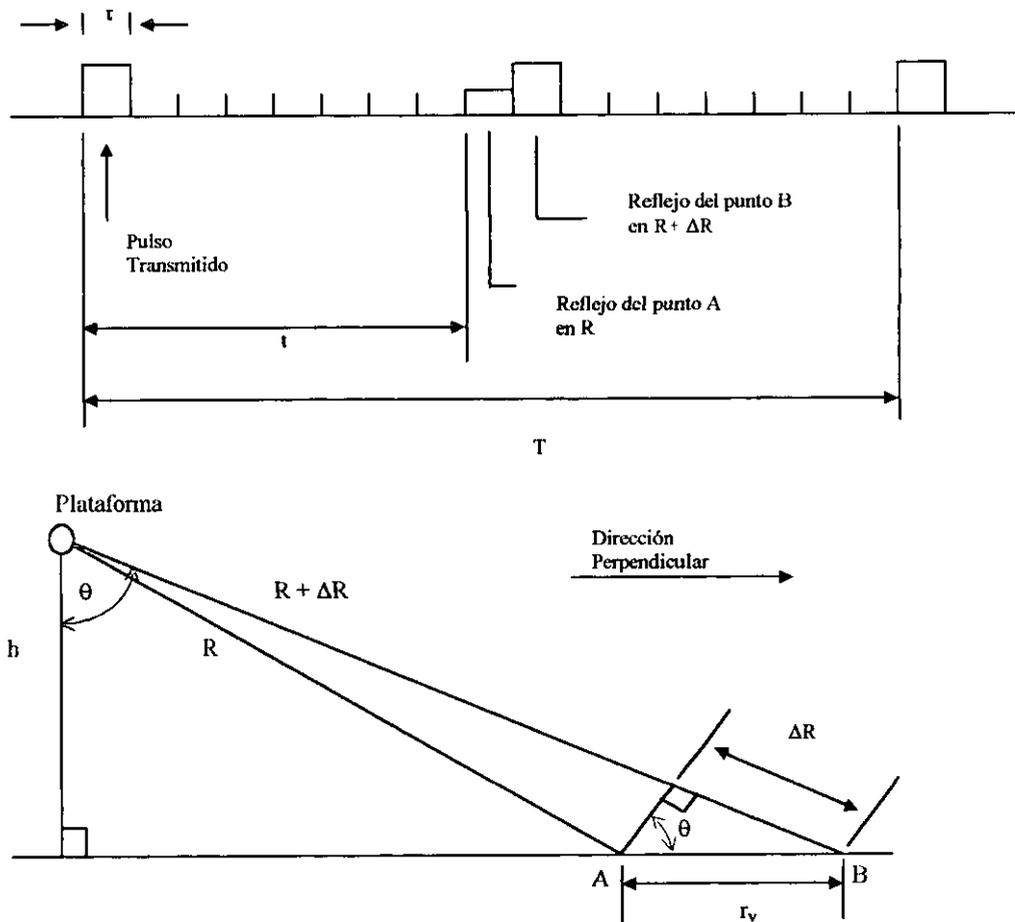


Figura II.2. Resolución en la dirección perpendicular a la línea de vuelo.

la duración del pulso τ esta dada por:

$$\tau = \frac{2\Delta R}{c} \quad (2.6)$$

por lo que

$$\Delta R = \frac{c\tau}{2} \quad (2.7)$$

que es la resolución en la dirección del vector que apunta al objeto. Pero la resolución que interesa más es sobre el terreno (figura II.2).

La proyección sobre el terreno está dada por la ecuación:

$$r_y = \frac{\Delta R}{\text{sen}\theta} \quad (2.8)$$

donde θ es el ángulo de inclinación del haz con respecto a la vertical; como ΔR es igual a:

$$\Delta R = \frac{c\tau}{2}$$

Sustituyendo en la ecuación 2.8 tenemos que:

$$r_y = \frac{c\tau}{\text{sen}\theta} = \frac{c}{2B\text{sen}\theta} \quad (2.9)$$

donde B es el ancho de banda; lo que significa que para dos objetos que estén muy juntos, para distinguir uno del otro es necesario que se encuentren separados una distancia igual o mayor que r_y , para que puedan ser identificados como objetos independientes (Hovanessian, 1985).

La resolución en el azimuth, dada por $r_a = R \beta_h$, se puede reescribir de la siguiente forma

$$r_a = \frac{h\beta_h}{\cos\theta} \quad (2.10)$$

Donde h es la altura de vuelo de la plataforma. Con lo cual se concluye que las dos resoluciones son función de la inclinación del haz, que a su vez es función de la distancia lateral a la plataforma. Por lo que la resolución en la dirección perpendicular mejora con el aumento de la inclinación del haz, al disminuirlo la resolución se deteriora; para el caso en el azimuth es lo contrario.

Por otro lado, la antena suele ser más larga que ancha, de este modo el haz que produce es angosto a lo largo de la antena y amplio en la dirección perpendicular a la línea de vuelo.

II.3 RADAR DE APERTURA SINTÉTICA (*Synthetic Aperture Radar*)

Otro sistema que genera imágenes radar es el llamado Radar de Apertura Sintética (*Synthetic Aperture Radar*) SAR, las ventajas que presenta es que puede mejorar la resolución en la dirección de vuelo (azimuth). Dos de las principales maneras de obtener una imagen SAR son: la emulación de una antena mayor y por medio de la utilización del efecto *Doppler*.

II.3.1 EMULACIÓN DE UNA ANTENA MAYOR

En las antenas de comunicaciones y de apertura real las microondas que son enviadas por estas son enfocadas en el infinito, es decir, se supone que viajan en líneas paralelas. En cambio en el SAR la antena está enfocada en un punto, a una distancia determinada.

Para ejemplificar la emulación se puede considerar que se tienen 5 antenas colocadas de forma alineadas y enfocadas en el punto O (figura II.3), la distancia entre la antena y el objeto es conocida, por lo que es posible saber el defasamiento de la onda recibida con respecto a la señal enviada. La señal recibida por cada una de las antenas es sumada, pero es necesario que todas las señales estén en fase, lo cual se logra defasando nuevamente cada señal proporcionalmente a lo que se defasó en su trayectoria antena-objeto-antena, una forma de defasar estas señales es hacerlas pasar por líneas de transmisión de longitud proporcional, si la distancia de cada antena al objeto es R y L es la línea de transmisión respectiva, entonces:

$$L_1 + R_1 = L_2 + R_2 = L_3 + R_3 = L_4 + R_4 = L_5 + R_5$$

Posteriormente se suman todas las señales, el máximo resultado es únicamente para el objeto que se encuentre en la posición O, dado que para cualquier otro objeto que regrese la señal, pero que no esté en la misma posición, su señal es sumada en una fase distinta y el resultado es menor que el alcanzado por la señal del objeto O.

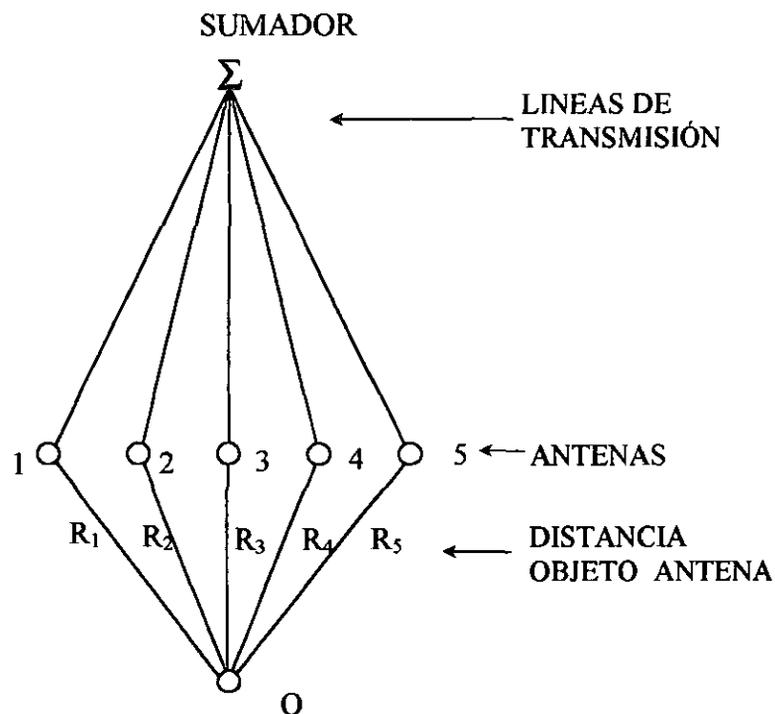


Figura II.3. Simulación de una antena mayor.

El proceso que se sigue para la apertura sintética, a grandes rasgos es el siguiente:

La señal reflejada por el objeto O es capturada en distintos tiempos por la antena cuando ocupa varias posiciones en su trayectoria, es almacenada y grabada tanto en amplitud como en el defasamiento que presenta. Es posible suponer que la suma de la amplitud de todas las señales recibidas es igual a uno, con lo cual podemos representar a la señal de la siguiente forma e^{j2kR} . Como se debe sumar todas las señales, es necesario hacer una corrección de fase, esto se logra multiplicando la señal por un valor equivalente al almacenado pero con signo contrario.

II.3.1.1 RESOLUCIÓN AZIMUTAL

Con base en la figura II.4 podemos calcular la resolución del SAR en la dirección paralela a la línea de vuelo. En la figura se observa que el radar sigue una trayectoria recta en la dirección del vector u , en la cual se encuentran 3 elementos del arreglo de la antena sintética. La antena con dimensión l produce un haz β_{tr} de amplitud λ/l para una longitud de onda λ . El objeto O dentro de la distancia R_o permanece dentro del haz de la misma forma que lo hace en el radar de apertura real, por lo que la resolución en azimuth esta dada como:

$$L_p = r_a = R_o \beta_{tr} \quad (2.11)$$

En donde β_{tr} es el ángulo de la señal proveniente de la antena, el subíndice r se refiere al ángulo de una antena real, L_p es la longitud potencial de la antena y R_o es la distancia antena objeto.

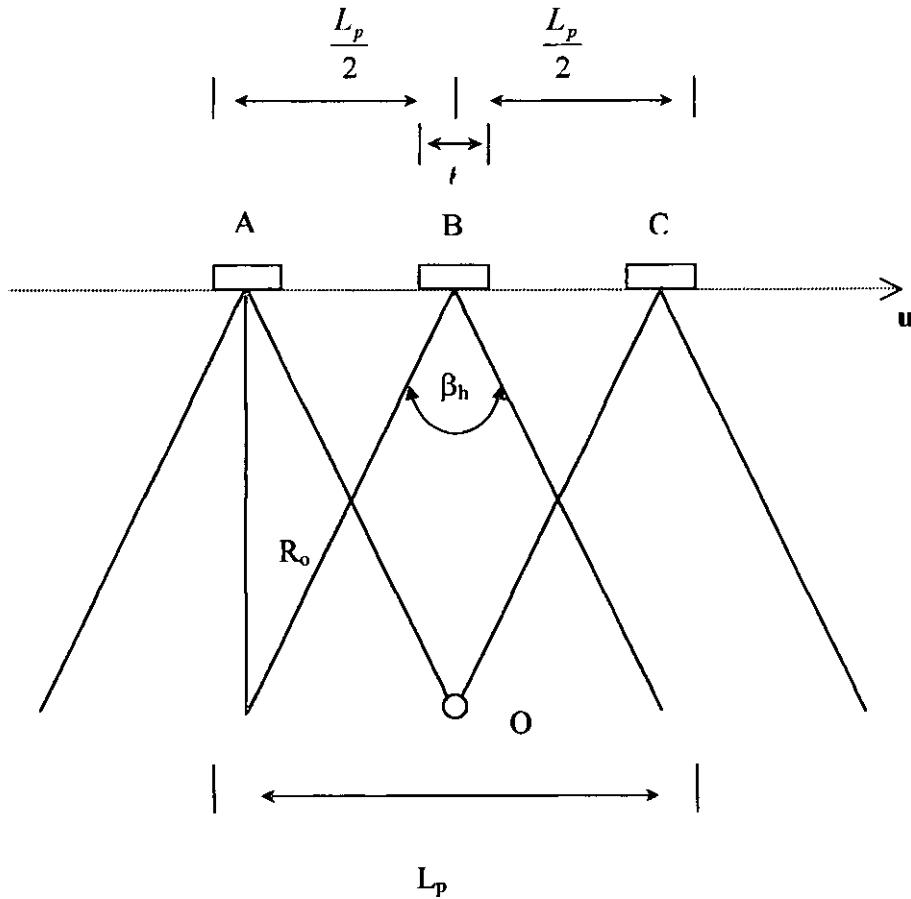


Figura II.4. Geometría para calcular la resolución azimutal de un radar de apertura sintética.

El sensor de apertura sintética graba la señal proveniente de un objeto O desde posiciones sucesivas a lo largo de la línea de movimiento de la plataforma. Las señales son entonces procesados sobre el resultado de un arreglo sintético de antenas de longitud L_p .

Para una antena de apertura sintética es necesario considerar el defasamiento tanto del viaje de ida y vuelta.

El patrón de emisión de una antena rectangular con una distribución homogénea, tiene la forma de lóbulos que se aprecian en la figura II.5, la máxima emisión de energía está dentro del primer lóbulo, limitado por los ángulos $-\pi$ y π . Para una antena de longitud L (sea real o sintética), que sea lo suficientemente larga como para producir un haz estrecho, el valor asociado al primer lóbulo, es decir, para π , es:

$$2 L \operatorname{sen} \beta \cong 2 L \beta = \pi$$

por lo tanto para una antena sintética

$$\beta_s = \frac{\pi}{2L} \tag{2.12}$$

Por otro lado para una antena de apertura real se tiene que:

$$L \operatorname{sen} \beta \cong L \beta = \pi$$

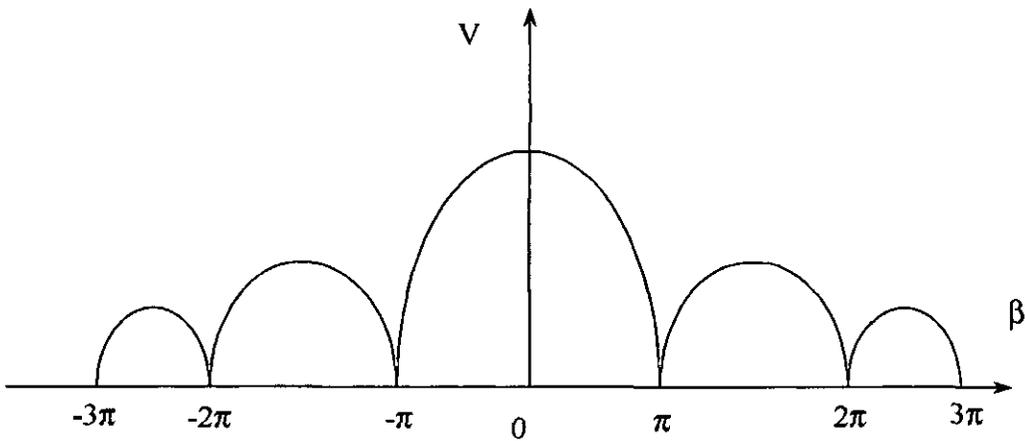


Figura II.5. Patrón de emisión de una antena rectangular con una distribución uniforme.

$$\beta_s = \frac{\pi}{L} \tag{2.13}$$

El factor de 1/2 en la expresión para la antena de apertura sintética, es invariable para el resto del patrón de la antena; por esto el haz producido por una antena sintética será siempre de la mitad de una antena real, cuando ambas son del mismo tamaño.

Por lo que el tamaño del ángulo sobre el cual emite una antena de apertura sintética es:

$$\beta_{hs} = \frac{\lambda}{2L} \quad (2.14)$$

Con la ecuación anterior podemos volver a plantear la ecuación de la resolución azimutal como:

$$r_a = R \beta_{hs} = \frac{\lambda R}{2L} \quad (2.15)$$

Si consideramos el largo potencial de la antena sintética $L_p = r_a = R \beta_{hr}$ podemos escribir la resolución azimutal como:

$$r_a = \frac{\lambda}{2\beta_{hr}} \quad (2.16)$$

en donde β_{hr} es el ángulo del haz de la antena real y esta expresado por:

$$\beta_{hr} = \frac{\lambda}{l} \quad (2.17)$$

Sustituyendo en la ecuación anterior obtenemos:

$$r_a = \frac{l}{2} \quad (2.18)$$

donde l es la longitud de la antena.

De la ecuación 2.18 podemos observar la independencia que la resolución azimutal tiene con respecto a la distancia y a la longitud de onda empleadas, por otro lado a medida que se aumenta la distancia de observación, la longitud potencial de la antena sintética aumenta también.

III.3.1.2 RESOLUCIÓN EN LA DIRECCIÓN PERPENDICULAR DE VUELO

La habilidad del SAR para distinguir entre dos objetos en la dirección perpendicular a la trayectoria de vuelo, depende del tiempo t requerido para que la señal haga un viaje completo desde la antena al objeto y del objeto a la antena, en una distancia de inclinación R y esta dado por:

$$t = 2R/c \quad (2.19)$$

donde c es la velocidad de la luz, el factor 2 está relacionado con el viaje de ida y vuelta de la señal. La resolución en la inclinación r_r , es determinada por el ancho del pulso w y esta dado por:

$$r_r = cw/2 \quad (2.20)$$

La resolución sobre el terreno, r_y esta dado por:

$$r_y = cw/2\text{sen}\theta \quad (2.21)$$

donde θ es el ángulo de incidencia.

El ángulo de incidencia se define como el ángulo entre la dirección que tiene el haz y la normal a la superficie de retrodispersión. Por lo que, la resolución perpendicular es determinada por el ancho del pulso w y θ el ángulo de incidencia. Debido a esto la resolución perpendicular mejora para ángulos de incidencia grandes. El ancho del pulso w es función del ancho de banda del transmisor. Un transmisor con un ancho de banda grande produce pulsos estrechos. Pulsos estrechos son más sensibles a distancias pequeñas para la resolución perpendicular y pueden por lo tanto alcanzar una resolución más fina. Una buena resolución puede ser lograda, con un tiempo moderado de duración del pulso, esto es si los pulsos son transmitidos con una modulación en frecuencia lineal, y si el ancho de banda del receptor es lo suficientemente grande para permitir filtrar los ecos del radar.

II.3.2 EFECTO DOPPLER PARA GENERAR UNA IMAGEN

Para generara una imagen mediante efecto Doppler, se tiene que el haz del sensor SAR pasa sobre un objeto O el eco proveniente de O tendrá primero un cambio *Doppler* positivo cuando entre al arreglo sintético en la posición A. El efecto *Doppler* decrece a cero en C y llega a incrementarse negativamente cuando el haz deja de barrer el objeto, esto es en la posición E. El objeto O' tiene la misma historia *Doppler* pero con diferente tiempo de desplazamiento (figura II.6). El espectro del eco proveniente de O cubre la región de $f_0 \pm f_D$ y donde f_0 es la frecuencia de la señal transmitida y

$$f_D = v/l \tag{2.22}$$

donde v es la velocidad relativa entre el sensor y el objeto, y l es la longitud de la antenna.

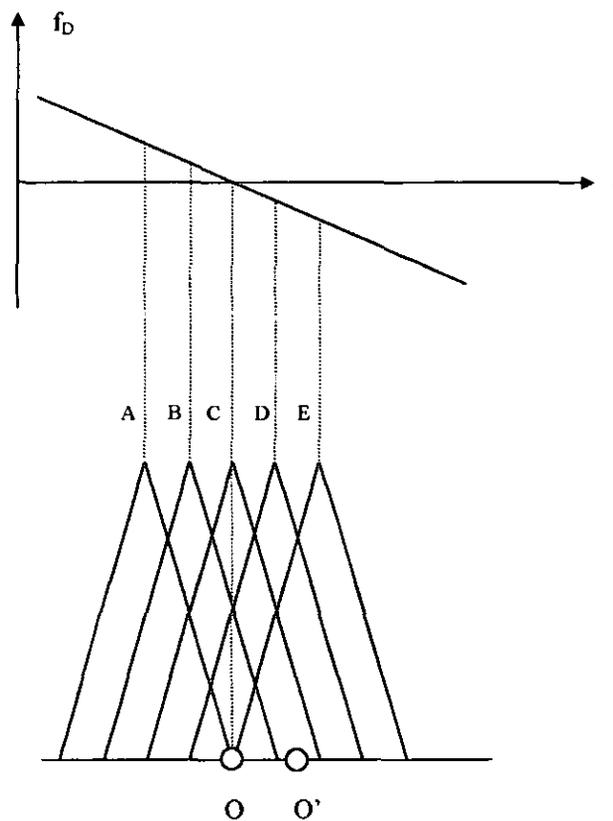


Figura II.6 Cambio de frecuencia *Doppler* conforme avanza el radar.

Actualmente las imágenes SAR usan una serie de pulsos en lugar de una señal continua.

Si un objeto vecino O' está desplazado desde O por una distancia r_a a lo largo de la dimensión en azimuth, la historia *Doppler* desde O' es una replica proveniente de O pero con un desplazamiento dado por:

$$t = r_a/v \quad (2.23)$$

donde v es la velocidad relativa entre sensor y el objeto.

El tiempo más corto de desplazamiento puede ser medido después del procesamiento de la señal con un espectro de ancho de banda $B_D = 2f_D$ es igual a:

$$t_m = 1/B_D = 1/2f_D = l/2v \quad (2.24)$$

Esto permite obtener la resolución más fina posible en azimuth:

$$r_a = vt_m = l/2 \quad (2.25)$$

La cual es la misma que la obtenida usando el arreglo de antenas.

La frecuencia de repetición de pulso PRF (*Pulse Repetition Frequency*) debe ser lo suficientemente grande para asegurar que al espectro *Doppler* le sea hecho un muestro de forma correcta para este proceso.

Del criterio de Nyquist, se puede fijar lo siguiente:

$$PRF > 2f_D = 2v/l \quad (2.26)$$

La ecuación anterior significa que en la última muestra debe ser tomada cada vez que el sensor se mueva la mitad de la longitud de la antena.

II.3.2.1 SISTEMA DE COORDENADAS PARA LA OBTENCIÓN DE LA IMAGEN RADAR A TRAVÉS DEL EFECTO *DOPPLER*

Considérese la figura II.7, los puntos que se encuentran localizados en una esfera centrada en la localización del radar tienen ecos que se reciben simultáneamente. Así una familia de esferas concéntricas intersectan el plano de la imagen generando una serie de círculos concéntricos, centrados en el punto de nadir, el cual define líneas equidistantes al sensor (Elachi, 1998).

Los puntos que se localizan en conos coaxiales con la línea de vuelo como eje y la localización del radar como ápice, tienen un eco con idéntico cambio *Doppler*. La intersección de estos conos con la superficie del plano genera una familia de hipérbolas. Los objetos localizados en una cierta hipérbola proveen un idéntico regreso *Doppler* de la señal (Elachi, 1988).

Así, la superficie puede ser referida como un sistema de coordenadas oblicuas de círculos concéntricos (líneas de equidistancia) e hipérbolas coaxiales (líneas de equidoppler) y cada punto en el plano de la imagen puede ser unívocamente identificado por un tiempo de retardo y el efecto *Doppler*.

Una posible ambigüedad podría deberse a la simetría entre la parte derecha e izquierda de la línea de vuelo. Sin embargo, esto es fácilmente superado con la iluminación de sólo alguno de los lados de la línea de vuelo.

La brillantez que es asignada a un pixel específico en la imagen de radar es entonces proporcional a la energía del eco relativa al tiempo de retardo y al efecto *Doppler* correspondiente al punto equivalente en la superficie de la escena.

La resolución en azimuth es:

$$r_a = l / 2 \tag{2.27}$$

y la escala de resolución es la misma como en el caso de un radar de apertura real.

$$r_y = \frac{ct}{\text{sen}\theta} = \frac{c}{2B\text{sen}\theta} \tag{2.28}$$

Se debe puntualizar que la resolución del SAR no es dependiente de la altitud del sensor. Esto puede ser explicado por el hecho de que los mecanismos utilizado para obtener una imagen no son función de la distancia entre el sensor y la superficie. La altitud aún juega un efecto importante en determinar la potencia requerida para captar un eco detectable y en la determinación del tamaño físico de la antena.

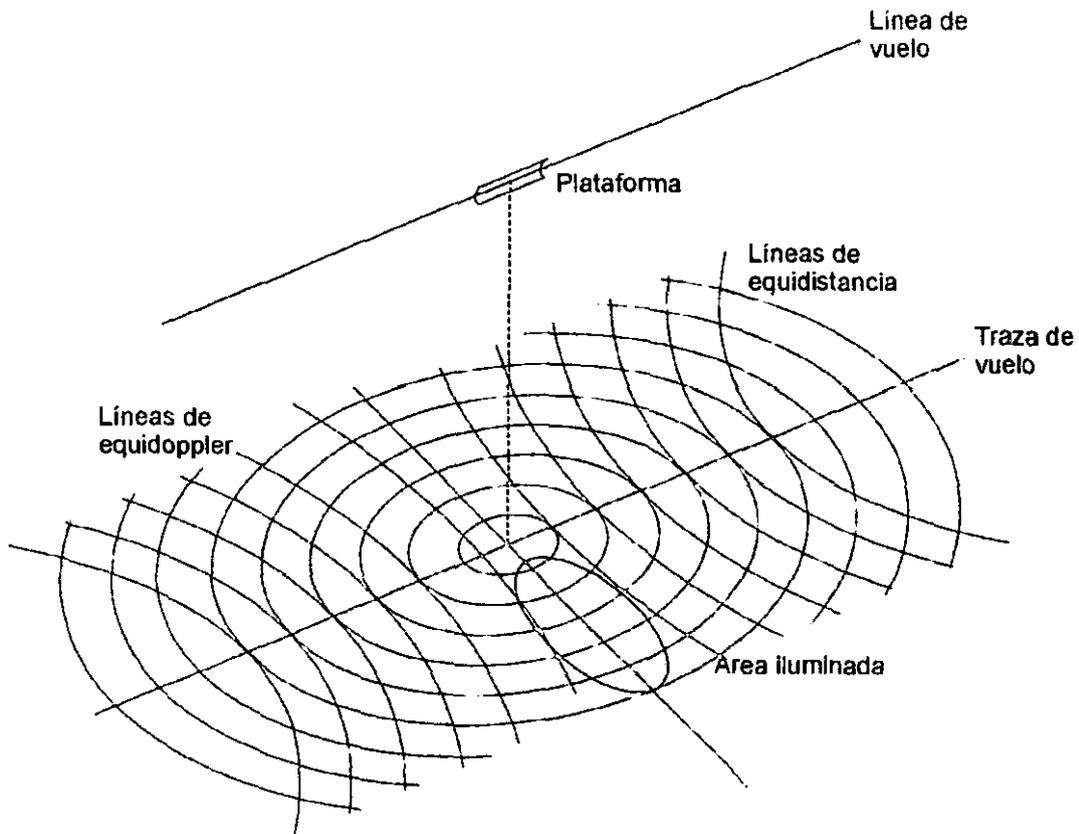


Figura II.7 Sistema de Coordenadas para obtener una imagen a través del efecto Doppler.

II.4 RUIDO *SPECKLE*

El ruido *speckle* es uno de los principales factores que degradan la calidad de las imágenes SAR. El *speckle* es un ruido multiplicativo proporcional a la intensidad de la señal recibida. El efecto visual de este ruido origina una textura granulosa que puede dificultar la interpretación de las imágenes de radar, reduciendo la separabilidad entre clases y otros procesos de extracción de información. El ruido *speckle* está siempre asociado a sistemas generadores de imágenes que emplean radiación coherente, tales como las que son obtenidas por medio de microondas, laser y ultrasonido.

Los sistemas SAR generan un tren de ondas de pulsos electromagnéticos coherentes que interactúan con la superficie bajo estudio. El campo instantáneo de vista es iluminado por la radiación y la intensidad de los pulsos reflejados determinan el valor del pixel asociado a este campo. Sin embargo, dentro del campo instantáneo de vista hay un gran número de objetos con formas y orientaciones aleatorias que actúan como dispersores cuando su tamaño (dimensión) es del orden de la longitud de onda de la radiación incidente.

Dichos objetos dispersan el tren de ondas en diferentes direcciones y fases, resultando en un fenómeno de interferencia constructiva y destructiva, haciendo aparecer variaciones súbitas en la intensidad de la imagen, caracterizando así al ruido *speckle*.

Existen dos métodos para disminuir el ruido *speckle*: El filtrado y el procesamiento “*multi-look*”.

Los filtros deben mantener el valor medio de la imagen, preservar los bordes y las informaciones de textura presentes en la imagen. Uno de los filtros recomendados para este tipo de ruido es el filtro geométrico debido a los resultados que presenta (Pastrana, 1996).

II.4.1 RESOLUCIÓN *MULTILOOK*

La apariencia de la imagen es mejorada promediando N -muestras independientes (*looks*) de la misma escena. En la práctica, esto es realizado dividiendo la longitud de la apertura sintética de la antena en N segmentos, es decir, dividiendo el tiempo en que los datos son adquiridos por la apertura sintética en pequeños intervalos. Cada uno de ellos es procesado independientemente para formar imágenes SAR de amplitud o de intensidad, las N imágenes son promediadas y registradas para formar una imagen SAR de N -*looks*. El procesamiento de N -*looks* reduce la desviación estándar del *speckle* por un factor de \sqrt{N} ; aunque esto es realizado a expensas de la resolución espacial la cual es deteriorada por un factor de N (Ulaby et al., 1986). Por ejemplo, las imágenes SEASAT son de 4-*looks*.

El *speckle* en las imágenes SAR se ajustan a una distribución de Rayleigh, para el caso de un *look* está dada por:

$$p(A) = \left(\frac{2A}{\sigma^2} \right) \exp\left(-\frac{A^2}{\sigma^2} \right) \quad A \geq 0 \quad (2.29)$$

Para el caso de imágenes procesadas con N -*looks* se tiene una distribución de tipo Chi:

$$p(A) = \frac{2N^N}{\sigma^{2N} (N-1)!} A^{2N-1} e^{-NA^2/\sigma^2} \quad (2.30)$$

La imagen final es compuesta por la media de las imágenes de cada *look*, generadas separadamente. Se asume que las imágenes de cada *look* son estadísticamente independientes entre sí. Esta técnica aumenta la relación señal a ruido de la imagen final, que es proporcional a la raíz cuadrada del número de *looks*, disminuyendo con esto el efecto del ruido *speckle*.

II.5 RELACIÓN SEÑAL A RUIDO

Uno de los factores que determinan la calidad de una imagen adquirida por medio de un sensor radar es la relación señal a ruido SNR (*Signal to Noise Ratio*) para un pixel en una imagen.

Sea P_t el pico de potencia transmitido y $G = 4\pi A/\lambda^2$ la ganancia teórica de la antena, donde A es el área de la antena, λ la longitud de onda. La densidad de potencia por unidad de área incidente en la superficie iluminada en una distancia r desde la antena es:

$$P_i = \frac{P_t G}{4\pi r^2} \cos \theta \quad (2.31)$$

donde θ es llamado ángulo de vista.

La potencia reflejada es entonces igual a :

$$P_s = P_i S \Theta \quad (2.32)$$

Donde S es el área iluminada en un cierto instante de tiempo y Θ sección transversal de retrodispersión superficial.

La densidad de potencia reflejada por unidad de área en la vecindad del sensor es :

$$P_c = P_s / 4\pi r^2 \quad (2.33)$$

y la potencia total recolectada por la antena es

$$P_r = A P_c \quad (2.34)$$

o bien

$$P_r = \left[\frac{P_t G}{\pi r^2} \cos \theta \right] \left[r_a r_y \Theta \left[\frac{A}{4\pi r^2} \right] \right] \quad (2.35)$$

donde r_y es la resolución en la dirección perpendicular al vuelo y r_a es la resolución en azimuth.

Reescribiendo esta última ecuación se tiene:

$$P_r = \frac{P_t W^2 L c \Theta \cos^4 \theta}{8\pi \lambda h^3 B \sin \theta} \quad (2.36)$$

donde W es el ancho de la antena, h es la altura del sensor, L la longitud de la antena, θ es el ángulo de vista, B es el ancho de banda de la señal, Θ sección transversal de retrodispersión superficial, P_t es el pico de potencia transmitida, c es la velocidad de la luz.

Por otro lado, el ruido termal recibido está dado por:

$$P_N = kTB \quad (2.37)$$

donde k es la constante de Boltzman ($k = 1.6 \times 10^{-23}$ W/°K /Hz) y T es la temperatura del ruido del sistema, incluyendo la temperatura termal recibida y la temperatura de la superficie iluminada, B el ancho de banda de la señal (Elachi, 1988). El resultado de la relación señal a ruido es entonces:

$$SNR = P_r / P_N = P_r / kTB \quad (2.38)$$

Una forma sencilla de caracterizar una imagen de radar es determinando la superficie de la sección en donde incide el haz y donde el reflejo recibido dé una relación señal a ruido igual a uno. Esto es llamado Θ_n , ruido equivalente de sección transversal de retrodispersión superficial y por lo tanto donde es reflejado.

En todas las situaciones prácticas, los sistemas de imágenes de radar reciben ruido térmico, así que el valor de la media de la potencia total recibida es la suma de las medias de los valores de la potencia de la señal, P_s y de la potencia del ruido P_n (Elachi, 1988).

$$P = P_s + P_n = P_s (1 + 1/\text{SNR}) \quad (2.39)$$

Donde SNR es la relación señal a ruido térmico. Si nosotros realizamos el promedio sobre N looks, entonces el resultado es la desviación estándar de la señal total recibida esta dada por:

$$S_r = \frac{P_s}{\sqrt{N}} (1 + 1/\text{SNR}) \quad (2.40)$$

La desviación estándar para el ruido es:

$$S_n = \frac{P_n}{\sqrt{N}} = \frac{P_s}{\sqrt{N}} \frac{1}{\text{SNR}} \quad (2.41)$$

La señal de interés es igual a la diferencia entre la señal recibida y el ruido. La desviación estándar de la señal está dada por:

$$S_s^2 = S_r^2 + S_n^2 = \frac{(P_s)^2}{N} \left[\left(1 + \frac{1}{\text{SNR}}\right)^2 + \left(\frac{1}{\text{SNR}}\right)^2 \right] \quad (2.42)$$

La desviación estándar relativa está dada por:

$$\frac{S_s}{P_s} = \sqrt{\frac{1}{N} \left[\left(1 + \frac{1}{\text{SNR}}\right)^2 + \left(\frac{1}{\text{SNR}}\right)^2 \right]} \quad (2.43)$$

Para ilustrar si la variación de la relación señal a ruido va desde 1 (señal = ruido) a infinito (señal \gg ruido), entonces

$$\text{SNR} = 1 \Rightarrow \frac{S_s}{P_s} = \frac{\sqrt{5}}{\sqrt{N}} = 2.2/\sqrt{N}$$

$$\text{SNR} = 10 \Rightarrow \frac{S_s}{P_s} = 1.1/\sqrt{N}$$

$$\text{SNR} = \infty \Rightarrow \frac{S_s}{P_s} = 1/\sqrt{N}$$

Esto muestra que cuando la relación señal a ruido va desde 1 a 10, la desviación estándar relativa mejora por un factor de 2. Para una relación señal a ruido alta, la mejora es, a lo más del 10% (Elachi, 1988). Esto no necesariamente representa una ventaja en un sistema de captura de imágenes que pueda tener una alta relación señal a ruido. Por lo que se debe tratar de tener un gran número de N looks con una relación señal a ruido moderada (Elachi, 1988).

Por otro lado, existen otras fuentes de ruido que pueden ser tomadas en cuenta, como las que son producidas por la cuantización (Elachi, 1988).

II.6 SISTEMAS DE PERCEPCIÓN REMOTA BASADOS EN SAR

En 1978, fue lanzado el satélite SEASAT y llegó a ser el primero que orbitó la tierra con equipo SAR. El SEASAT fue diseñado para observaciones oceánicas, esto llevó después el desarrollo de la serie de satélites *Shuttle Imaging Radar* conocidos como SIR-A y SIR-B. Durante la década de los años ochenta el desarrollo apuntó a sistemas tipo SAR para la observación de la superficie terrestre. En los primeros años de la década de noventas, la Agencia Espacial Europea ESA (*European Space Agency*), Rusia y Japón lanzaron cada uno sus propios satélites tales como ERS-1 y 2 de la ESA, el satélite ruso Almaz-1, y el japonés JERS-1 (*Japanese Earth Resources Satellite*). El satélite desarrollado más recientemente en una orbita SAR fue lanzado por el sistema canadiense RADARSAT

(*Canadian RADARSAT System*) y opera como los otros en una sola frecuencia. La última misión del SIR-C/X-SAR (colaboración de las agencias espaciales norteamericana, alemana e italiana) incluyó una antena de frecuencia dual en modo polarimétrico, la cual puede representar una tecnología que podrá ser utilizada en los siguientes satélites o misiones con equipo SAR (Rencz, et al., 1999).

II.6.1 SEASAT

SEASAT fue el primer satélite diseñado para orbitar la tierra con sensores remotos y fue el primero en incluir el sistema SAR (*Synthetic Aperture Radar*). El SEASAT fue administrado por el JPL (*Jet Propulsion Laboratory*) dependiente de la NASA (*National Aeronautics and Space Administration*) y fue lanzado el 28 de junio de 1978, dentro de una órbita circular de 800 km y con una inclinación de 108°.

Cinco experimentos complementarios fueron diseñados para obtener la máxima información de la superficie del océano:

- 1) Un altímetro de radar para medir la altura del vuelo con respecto a la superficie del océano.
 - 2) Un dispersómetro de microondas para medir la dirección y velocidad del viento.
 - 3) Un radiómetro de microondas multicanal para medir la temperatura de la superficie del mar.
 - 4) Un radiómetro operando en el visible e infrarrojo para identificar nubes, tierra y características del agua.
 - 5) Un radar de apertura sintética (SAR) con un ángulo fijo para monitorear la superficie global del campo de olas y las condiciones de los hielos polares.
-

El sensor SAR operó en la frecuencia de la banda L (1.275 GHz) y con una polarización horizontal tanto de transmisión como de recepción. Con un ángulo de vista de 20° (23° en el ángulo de incidencia) esto fue seleccionado por que ocurre un rápido decremento de la señal retrodispersada en ángulos de incidencia mayores sobre el océano. El tamaño de la franja de exploración fue de 100 km y la resolución de 25 x 25 m, para cuatro *looks*.

Las imágenes obtenidas por el SEASAT demostraron la sensibilidad del SAR para superficies rugosas y con pendientes. Los datos se aplicaron para el estudio de la propagación de las olas en el océano, la manifestación de la superficie de las olas, el movimiento de los hielos, los límites entre la tierra y el mar, los patrones que se presentan en la Tierra, mapas de estructuras geológicas y la variación de la humedad en la superficie terrestre. Un corto circuito en el sistema eléctrico del satélite hizo que la misión del SEASAT llegará a su fin el 10 de octubre de 1978 (Rencz, et al., 1999).

El resultado de la misión fue solamente una cobertura parcial del globo terrestre. Durante la operación del SEASAT se realizaron 14 orbitas completas a la superficie de la Tierra cada día y aproximadamente 42 horas de datos fueron colectados. En la figura II.8 podemos apreciar al satélite SEASAT.

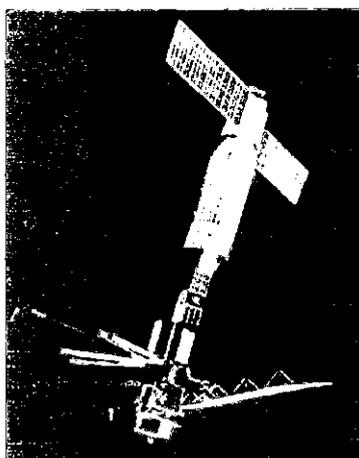


Figura II.8 Satélite SEASAT.

II.6.2 SIR-A, SIR-B

El SEASAT fue el primer vuelo espacial con sensores tipo SAR. Su lanzamiento fue usado como plataforma para pruebas progresivamente más complicadas de imágenes de radar. El SIR-A (*Shuttle Imaging Radar A*) fue enviado en la nave espacial *Columbia*; su puesta en órbita fue el 12 de noviembre de 1981. La principal meta de la misión del SIR-A fue expandir nuestro conocimiento sobre las características geológicas de la superficie y una meta secundaria fue evaluar el uso de un satélite puesto en órbita como una plataforma científica para observar la Tierra. El SIR-A fue diseñado de una manera similar al SEASAT, pero el ángulo del vista fue fijado a 47° para optimizar el mapeo geológico de alto relieve del terreno y para incrementar la sensibilidad a superficies rugosas. A pesar de lo grande del ángulo de barrido, el SIR-A no requirió más energía que el SEASAT por la baja altitud a la que fue puesto en órbita y por las expectativas geológicas de los objetivos.

Los datos de la misión, del SIR-A, fueron de gran utilidad para estudios de relieve de la superficie y fueron mejores que los del SEASAT. Con los datos obtenidos, se descubrieron tumbas y canales de desagüe en el desierto del Sahara, demostrando la capacidad de las microondas de la banda L para penetrar algunos metros en las arenas y en ambientes semiáridos.

El SIR-B (*Shuttle Imaging Radar B*) fue el siguiente paso en la evolución del programa de percepción remota de la NASA. Las imágenes de radar fueron tomadas a ángulos de vista intermedios entre el SEASAT (20°) y el SIR-A (47°) proveyendo de una mejor visión en el efecto del ángulo de incidencia cuando se captura la señal retrodispersada. Fue el primer satélite que contó con un mecanismo para la inclinación de la antena. Por lo que tuvo la flexibilidad de tomar imágenes de la superficie en un ángulo de barrido de entre 15 y 60° . La resolución de los datos del SIR-B mejoró a los del SIR-A al doble, con un ángulo de incidencia de 50° .

El SIR-B fue lanzado el 5 de octubre de 1984 a bordo de la nave espacial *Challenger* dentro de una órbita nominal circular. El promedio de altitud para las primeras

20 orbitas fue de 360 km, para las siguientes 29 orbitas fue de 257 km; y el resto de la misión fue 224 km. Con la adición de un pequeño sistema de recolección de datos, la calibración fue posible y un calibrador se adicionó para tener una señal de referencia conocida.

Aproximadamente 15 grupos de datos en multiángulos (dos o más ángulos) fueron almacenados.

II.6.3 ALMAZ – 1

En marzo de 1991, la entonces Unión Soviética, puso en orbita el ALMAZ-1. Ese año marca el comienzo de la presencia permanente de satélites con equipo SAR en el espacio para uso no militar. El ALMAZ-1 tuvo su operación en la banda-S (longitud de onda de 10 cm) polarización HH (transmisión y recepción) para el SAR con una resolución espacial de 15 a 30 m dependiendo del ángulo de incidencia. La variación del ángulo de incidencia se logró por medio del ajuste de la posición del satélite.

El ángulo de vista estaba dentro del rango de 20° a 70° y se dividía dentro de un rango estándar de 32° a 50° y dos rangos experimentales de 20° a 32° y de 50° a 70°, la calidad de los datos en estos ángulos experimentales no está totalmente garantizada. El satélite tuvo una cobertura mundial y regresaba a cada lugar de uno a 4 días, dependiendo de la altitud. El estándar de tamaño de las imágenes era variable, pero la más común fue de 40 km x 40 km y disponible en formato fotográfico o digital. El ALMAZ-1 terminó su operación en 1992.

II.6.4 ERS - 1, ERS – 2

El segundo satélite de larga duración en el espacio fue lanzado el 17 de julio de 1991, por la Agencia Espacial Europea, ESA (*European Space Agency*). El ERS-1 (*Earth Remote Sensing Satellite -1*), fue el primer satélite europeo en tomar imágenes de radar,

puesto en órbita a una altitud de 800 km y con una inclinación de 98.5°. El ERS-1, (figura II.9), transportó un gran número de instrumentos incluyendo un dispersómetro, el cual opera global y continuamente midiendo la velocidad, dirección del viento y los parámetros relativos a las olas de los océanos. Las características del SAR que utiliza son las siguientes, trabaja en la banda C con una polarización VV (transmisión vertical y recepción vertical) y un ángulo de incidencia de 23°.

El tamaño de las imágenes es de 100 x 100 km con una resolución de 30 m para cuatro *looks*.

La naturaleza de la órbita y el complemento de sensores hace posibles misiones de cobertura geográfica y cobertura repetitiva, principalmente orientadas hacia el monitoreo de mares y hielos, no obstante las imágenes del SAR tienen la capacidad de proveer datos sobre la tierra y las zonas de costas. El ERS-1 está dirigido a demostrar que la puesta en órbita de los satélites y la tecnología en desarrollo pueden satisfacer algunos requerimientos para los datos que se necesiten con pocas horas de observación y captura. Esta rápida adquisición de datos puede permitir una significativa contribución a la meteorología, la predicción del estado de los mares y el monitoreo de la distribución de los hielos en el mar, todo esto de importancia para la navegación y las actividades costeras.

En abril de 1995, la ESA puso en órbita el ERS-2 (*Earth Remote Sensing Satellite-2*), es una copia del ERS-1, con una importante diferencia, el equipo con que cuenta el ERS-2 tiene un nuevo diseño para la medición de la estratósfera y la tropósfera siendo un importante paso para el estudio de estos segmentos de la atmósfera. En parte de las misiones del ERS-1 y del ERS-2, fueron utilizados en operaciones conjuntas para la captura de datos cada 24 horas para estudios de interferometría.

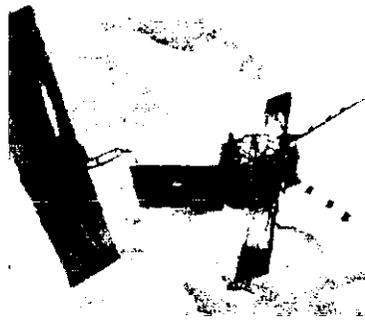


Figura II. 9 Satélite ERS-1.

II.6.5 JERS-1

El primer satélite japonés fue el JERS-1 (*Japanese Earth Resource Satellite*) lanzado el 11 de febrero de 1992. Las diferencias del sensor radar que transporta el JERS-1 y los que tienen el ERS-1 y el ALMAZ-1, son las siguientes:

Opera en la banda L (24 cm de longitud de onda) polarización HH y un ángulo fijo para imágenes de 35° . El ángulo fue seleccionado para la optimización del estudio de la Tierra, específicamente para la geología y la explotación mineral. Los datos de las orbitas son almacenados en medios magnéticos, y pueden recolectar datos para cualquier parte del mundo excepto los polos a una latitud mayor de 81.5° . La orbita está en sincronía con la del sol a una altitud de 568 km, y un período de recurrencia de 44 días. Entre las principales aplicaciones del JERS-1 (figura II.10) están las relacionadas a los movimientos y deformaciones de la superficie terrestre debido a los sismos.



Figura II.10 Satélite JERS1.

II.6.6 SIR-C/X-SAR

El satélite SIR-C/X-SAR (*Shuttle Imaging Radar-C and X-Band Synthetic Aperture Radar*) fueron puestos a bordo del transbordador espacial *Endeavour* en 1994, (figura II.11).

El proyecto es un experimento de cooperación entre la NASA, la Agencia Espacial Alemana (*DARA*) y la Agencia Espacial Italiana (*ASI*) .

El SIR-C/X-SAR tiene la capacidad de presentar un sistema con diferentes longitudes de onda para adquirir datos simultáneamente en la banda L (23.5 cm), la banda C (5.8 cm) y la banda X (3.1 cm). En forma adicional, la parte del SIR-C de los instrumentos de radar (banda L y C) fue la primera en adquirir datos SAR multipolarización desde el espacio.

Debido a que la señal de regreso del radar está más fuertemente influida por los elementos de rugosidad del terreno, en comparación con el tamaño de la longitud de onda del radar, la capacidad de multifrecuencia provee información sobre la superficie de la tierra sobre un amplio rango de escalas no discernibles en otros sistemas.

El SIR-C dirige electrónicamente el haz de microondas en un rango de direcciones de $\pm 23^\circ$ desde una posición nominal de 40° fuera del nadir sin que represente físicamente un movimiento a lo largo de la antena. Esta característica habilita la adquisición de datos en un amplio rango sobre los ángulos de incidencia.

Un mecanismo de posicionamiento fue usado para la antena X-SAR con ángulos entre 17° y 63° , para tener la alineación con los haces de las bandas-L y la banda-C. La posición de la órbita fue continuamente ajustada en la dirección de la desviación de la rotación de la Tierra y se mantuvo el efecto *Doppler* con una frecuencia cero en el centro del haz de las microondas.

Cada misión del SIR-C/X-SAR es de aproximadamente 11 días. La recopilación de datos es de aproximadamente 140 horas, o una cobertura de 100 millones de km^2 sobre la superficie terrestre.



Figura II.11 Sistema SIR-C/X-SAR.

Durante la misión de octubre, la órbita estuvo fija cada 24 horas en una órbita repetitiva, la cual permitió la adquisición de múltiples datos para el estudio de la topografía terrestre y los cambios en la superficie. Los datos obtenidos pueden ser fácilmente

obtenidos en los E.U.A, Alemania e Italia. La resolución más baja es de 50 m y la resolución más alta es de 12.5 m.

II.6.7 RADARSAT

El satélite RADARSAT fue desarrollado por Canadá y lanzado el 4 de noviembre de 1995 en un cohete Delta II. Fue sincronizado con la orbita solar a una altitud de 798 km, con una inclinación de 98.6°. La sincronía con la orbita solar significa que el satélite pase siempre a la misma hora local, lo cual es importante para muchos usuarios. Además de que permite siempre un bajo consumo de baterías debido a la constante alimentación de los paneles solares. Ofrece una amplia variedad de modos de resolución; una habilidad para guiar y ajustar el haz de microondas con ángulos de incidencia que van desde 20° hasta 50°, tomando una amplia variedad de franjas que van desde 35 hasta 500 km usando un rango de resolución desde 10 hasta 100 m. Estos modos de operación se observan en la figura II.12 (RadarSat International, 1995).

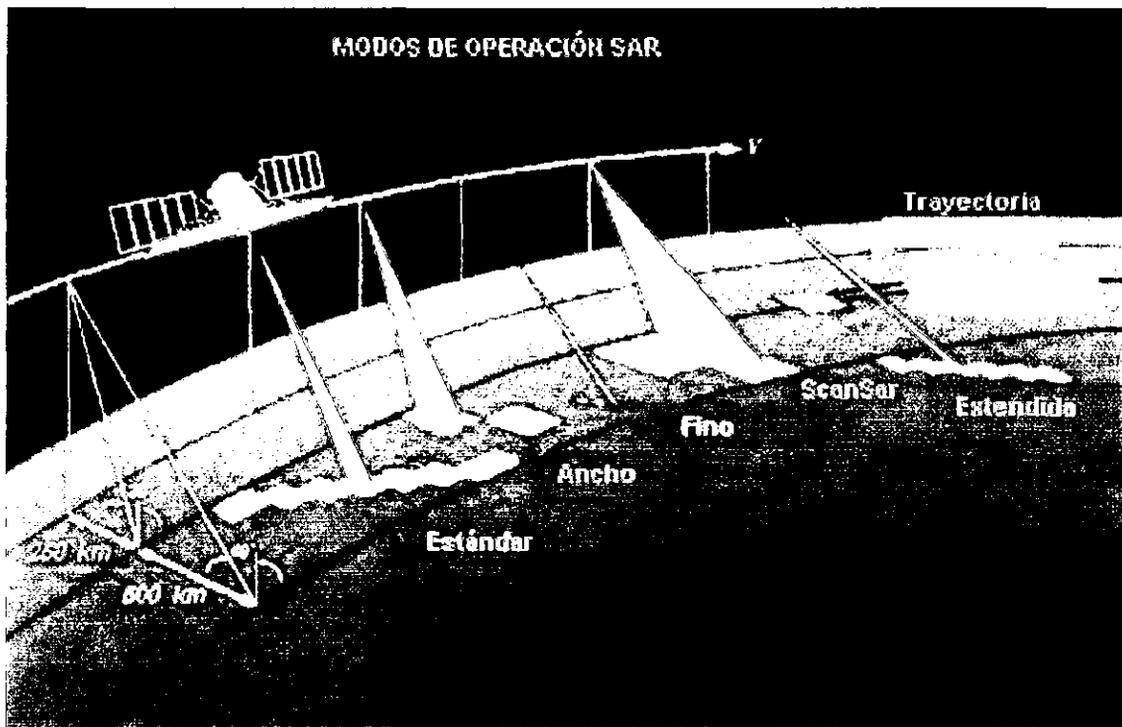


Figura II.12 Modos de operación del RADARSAT.

La intención del desarrollo del RADARSAT (figura II.13) es que sea el primer sistema de satélite con radar capaz de entregar oportunamente una gran cantidad de datos.

Proporciona información útil para la investigación y operación de diversas áreas como: la agricultura, cartografía, hidrología, geología, silvicultura, oceanografía, estudio de los hielos polares y monitoreo de las costas.

Fue direccionado específicamente para cubrir la región ártica del Canadá cada 72 horas, dependiendo del tamaño de la región a explorar. Esta información es utilizada por compañías de Norte América, Europa y Asia, además de agencias gubernamentales por su amplia cobertura de los hielos polares.

La cobertura total de la Tierra es de cada 24 días usando un estándar de 100 km de cobertura. Los datos pueden ser bajados en tiempo real, o almacenados en dos cintas magnéticas hasta que sean transmitidos a la estación receptora más próxima. El procesamiento de los datos puede estar disponible en pocas horas después que el satélite ha pasado sobre el área de interés.

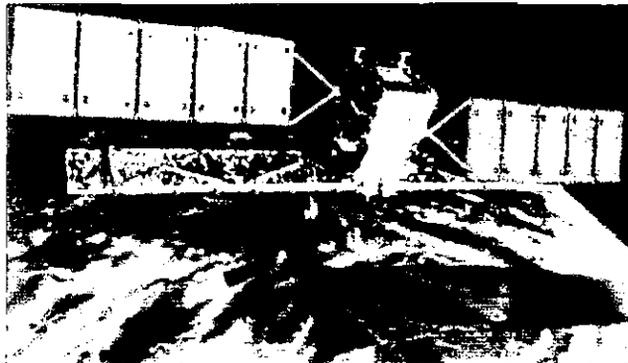


Figura II. 13 Satélite RADARSAT.

II.7 OTROS SENSORES RADAR

Cada una de las misiones que fueron lanzadas en la década de los años noventa fueron únicas en cuanto a la selección de frecuencia, polarización, resolución, tamaño de la

escena o de parámetros orbitales. A futuro se planea que los sistemas basados en radar presenten una flexibilidad en el tamaño de la escena, resolución, polarización, frecuencia, interferometría, y visión geométrica. En el futuro de los sensores se incluye el ASAR (*Advanced Synthetic Aperture Radar*) en los satélites europeos de observación ambiental ENVISAT-1, en el sensor japonés VSAR (*Velocity Synthetic Aperture Radar*), en la serie rusa ALMAZ y en los radares abordo de los transbordadores para misiones Topográficas SRTM, (*Shuttle Radar Topography Mission*).

La misión del ENVISAT-1, esta planeada para lanzarse en octubre del 2001, esto muestra el interés de la ESA para la observación del medio ambiente.

Comparado con los ERS-1 y 2, el ENVISAT-1 incorpora aspectos más avanzados para la obtención de imágenes de radar. Una mejor instrumentación para el monitoreo de la atmósfera y los océanos. La operación en la banda C (5.6 cm de longitud de onda) representa un paso en la evolución desde el ERS-2. Presenta una gran variedad de tamaños de cobertura, incluyendo modos de operación de tamaño de pixel de 100 m y coberturas de 405 km. El radar presenta una polarización dual VV y HH y sus respectivas combinaciones. Además, utiliza una antena activa con 320 idénticos módulos de transmisión recepción que son conectados en un mismo arreglo para obtener un total de 20 paneles.

Tanto la fase como la ganancia son controladas, además de que existe el control sobre el ángulo de direccionamiento del haz de microondas. También como novedad para los satélites europeos, existe la posibilidad de variar el ángulo de incidencia desde 15° hasta 45°. Con todo esto se considera un modelo SAR avanzado. El ENVISAT (figura II.14) orbitará en una inclinación de 98° a una altitud de 800 km, y cada 35 días cubre totalmente la Tierra.

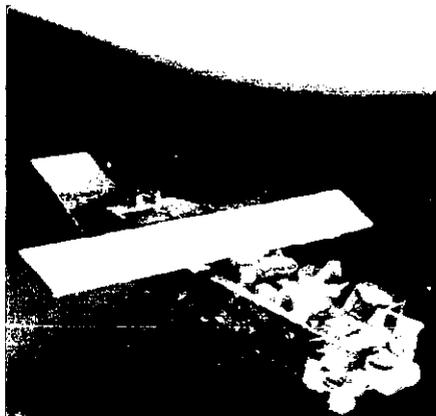


Figura II.14 Satélite ENVISAT.

Otra misión denominada ALOS (*Advanced Land Observing Satellite*), montada por NASDA (*National Space Development Agency*) de Japón, incluirá un sensor VSAR operando en la banda L (23 cm). La misión está planeada para ser lanzada en el 2002, contribuyendo a dar continuidad al programa japonés de observaciones por medio del SAR, el cual comenzó con el JERS-1. El VSAR podrá captar imágenes con una alta resolución de 10 m en rango y 5 m en azimuth. Al operar en estos dos modos la cobertura de la escena será de 70 km (modo de alta resolución) o 250 km (modo de baja resolución).

II.7.1 SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission*)

Los vuelos experimentales de 1994 con el SIR-C/X-SAR, dieron inicio al nacimiento de un grupo de trabajo para el ámbito topográfico, el proyecto es conocido como *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM). Programado para 1999, esta misión combina la existencia del sistema SIR-C/X-SAR con un segundo conjunto de antenas receptoras (para las bandas C y X).

Antenas adicionales podrán ser montadas sobre la parte inferior de la estructura del transbordador espacial o de una estación espacial. La banda C del SAR podrá operar en una amplia escena en modo de captura, debido a que se iluminaran cuatro subareas que son iluminadas durante el paso del transbordador.

El resultado es un área de un ancho de 225 km que permite un mapeo continuo de toda la superficie terrestre entre los 60° de latitud norte y sur (lo que representa el 80% de la superficie terrestre) durante una misión de 11 días. Los datos pueden ser usados para producir el modelo digital de elevaciones con un espaciamiento horizontal de 30 m y una precisión vertical relativa de entre 16 y 10 metros.

El sistema en la banda X tendrá una resolución mayor en cuanto a la captura de la escena. Con los datos capturados se pueden obtener mosaicos de mapas digitales topográficos en cuadrados de 2° x 2° de longitud por latitud. Además, con la combinación de los datos obtenidos tanto en las orbitas ascendentes y descendentes, muchos de los problemas encontrados en áreas de alto relieve (sombreados, fases discontinuas, etc.) pueden ser superados.

Después de ver los diversos aspectos relacionados con la obtención de imágenes radar y el estado actual de las plataformas que operan bajo ese principio, debemos indicar que es solamente una breve introducción. Por lo que las referencias utilizada en este capítulo sería un inicio para introducirse al campo de la obtención de imágenes de radar y las diversas aplicaciones en las que pueden ser utilizadas (ver bibliografía), sobre todo en las Geociencias. En el apéndice I se enlistan las diferentes características de los satélites aquí mencionados.

En el siguiente capítulo se expondrán los aspectos matemáticos relacionados con la matriz de coocurrencia y la matriz de coocurrencia conjunta.

CAPÍTULO III

MATRIZ DE COOCURRENCIA Y MATRIZ DE COOCURRENCIA CONJUNTA

En este capítulo se presentan los aspectos teóricos sobre la matriz de coocurrencia y la matriz de coocurrencia conjunta. Las similitudes que presentan así como las diferencias entre ellas.

III.1 Matriz de Coocurrencia

Una forma de cuantificar la textura es utilizando un modelo matemático que exprese la relación espacial que existe entre *pixels* vecinos. La función de densidad mide el contraste global de una imagen y la función de densidad conjunta establece la heterogeneidad espacial de los *pixels* en una vecindad dada. Una aproximación a la función de densidad conjunta es la que se obtiene por medio de la matriz de coocurrencia, cuya definición es como sigue:

Sea δ un conjunto convexo y compacto en el espacio de la imagen el cual es tomado como una ventana rectangular de tamaño impar (figura III.1) y sea β un operador vectorial de posición que relaciona la localización espacial relativa de un par de *pixels* de la ventana. La matriz de coocurrencia C es la probabilidad estimada de encontrar un par de valores de *pixels* (λ_p, λ_q) en la posición relativa dada por β , así entonces los elementos de esta matriz están dados por:

$$c(\lambda_p, \lambda_q, \beta, \delta) = \frac{O\{\mathbf{r} | \mathbf{r}, \mathbf{r} + \beta \in \sigma(\delta), g(\mathbf{r}) = \lambda_p, g(\mathbf{r} + \beta) = \lambda_q\}}{O\{\mathbf{r} | \mathbf{r} + \beta \in \delta\}} \quad (3.1)$$

donde $g(\mathbf{r})$ es la imagen, $\sigma(\delta)$ es una isometría de translación sobre la ventana δ . La isometría de translación es el movimiento del vector β dentro de la ventana δ en una dirección específica. En la figura III.2 los vectores indican el movimiento específico del

vector β sobre la ventana δ en una dirección determinada. Finalmente, θ es el orden del conjunto y $\mathbf{r} = (i,j)$ es el vector de posición de un pixel de la imagen (Connors, 1984; Lira, 2001).

En el ejemplo de la figura III.1, el origen de los vectores esta dado por el primer pixel en la parte superior izquierda de la imagen, sin embargo, este origen puede ser arbitrario y se puede fijar en cualquier parte de la misma. Además, en la figura III.1, $\lambda_p = 5$ y $\lambda_q = 2$ son los valores de los *pixels* para un valor de $|\beta| = 1$ y con una translación en la dirección cero del código de Freeman.

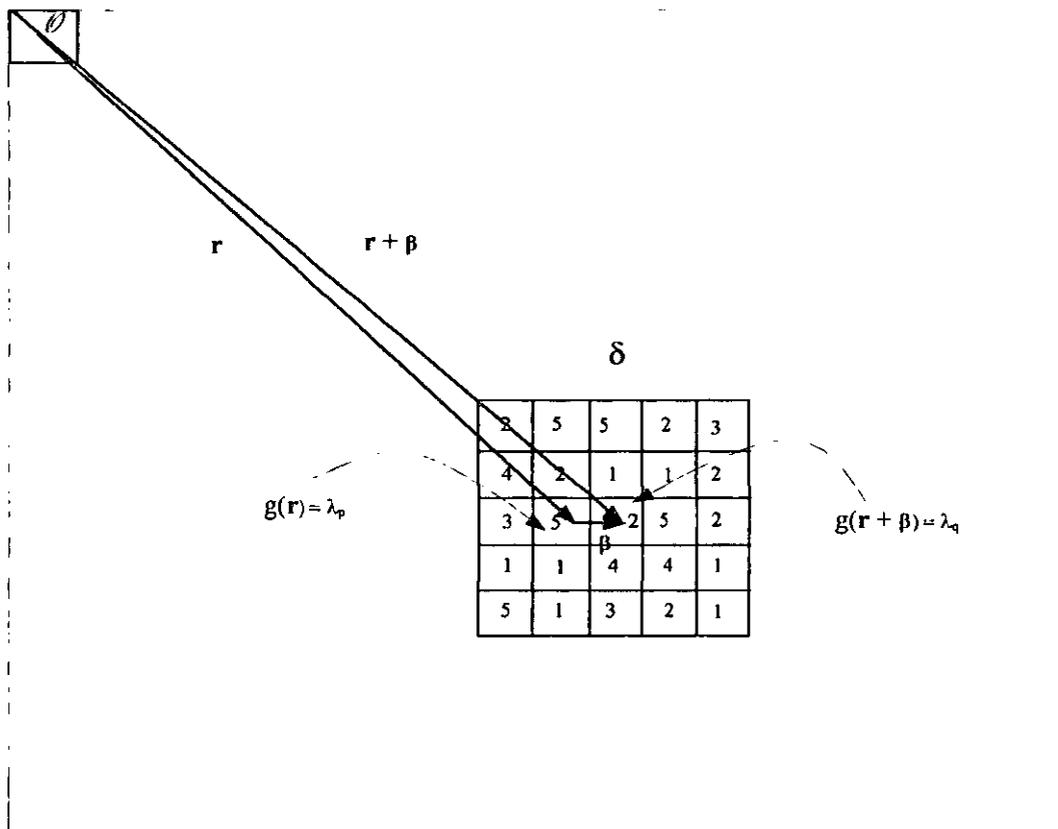


Figura III.1 Generación de la matriz de coocurrencia.

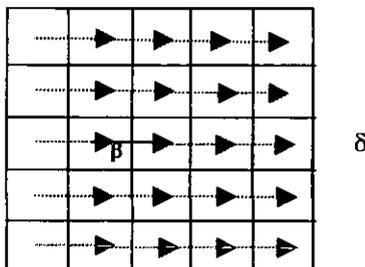


Figura III.2 Isometría de translación.

La dimensión de la matriz de coocurrencia es igual al intervalo permitido de valores de los *pixels*, es decir, al número de tonos de gris en los cuales se generó la imagen. Debido a que la función de correlación decae rápidamente (Lira, 2001) para *pixels* vecinos, generalmente se toma la magnitud de β para considerar únicamente *pixels* próximos bajo conectividad 8. Las posibles direcciones de β son las definidas por el código de Freeman.

La matriz de coocurrencia es una medida de la probabilidad de ocurrencia de un par de *pixels* en la posición relativa dada por β , de esta manera, la estructura espacial de los *pixels* de la ventana es establecida. Así por ejemplo, la matriz de coocurrencia consta de un sólo elemento distinto de cero cuando la textura de la ventana es completamente uniforme, es decir, todos los *pixels* tienen el mismo valor. A medida que la textura se hace heterogénea, aparecen más elementos diferentes de cero en la matriz. El número y distribución de elementos es un reflejo del tipo de textura.

Como ejemplo de la generación de la matriz de coocurrencia supóngase que se tiene una ventana de 5×5 *pixels* con valores variando entre 1 y 5.

Supóngase también que $|\beta| = 1$ y que la dirección de este vector corresponde al cero del código de Freeman (ver capítulo I, figura 1.9). Debido a que los *pixels* de la ventana pueden tomar valores entre 1 y 5, la dimensión de la matriz de coocurrencia es de

5 x 5 (figura III.3). Entonces, al desplazar β sobre la ventana mencionada, de tal manera que se encuentre enteramente contenido en ésta, se obtiene lo siguiente:

2	5	3	2	3
4	2	1	1	2
3	5	2	5	2
1	1	4	4	1
5	1	3	2	1

	1	2	3	4	5
1	2/20	1/20	1/20	1/20	1/20
2	2/20	0	1/20	0	2/20
3	0	2/20	0	0	1/20
4	1/20	1/20	0	1/20	0
5	0	2/20	1/20	0	0

Figura III.3 Generación de la Matriz de Coocurrencia para la dirección cero en el código de Freeman.

Los valores de *pixels* se encuentran en el arreglo de la izquierda y en el de la derecha se muestra la matriz de coocurrencia resultante. El número de pares es de 20. Al utilizar otras direcciones de β se acumularían los pares en las localidades adecuadas de la matriz de coocurrencia y el total de éstos se incrementaría también. La matriz de coocurrencia es simétrica para direcciones contrarias del código de Freeman, por lo que es común realizar el cálculo únicamente para las primeras cuatro direcciones de éste. Para cuantificar la textura en una imagen es necesario evaluar la matriz de coocurrencia en cuatro direcciones no contrarias del código de Freeman, ya que la textura puede ocurrir en cualquier dirección. La dimensión de β depende de la correlación (Lira y Frulla, 1998) de un pixel con sus vecinos, en muchas ocasiones es factible asumir que $1 \leq |\beta| \leq \sqrt{2}$.

Para caracterizar el contenido de información textural de la matriz de coocurrencia se emplean lo que se conoce como descriptores (Haralick, 1979), los más importantes son:

Contraste

$$C_n = \sum_i \sum_j (i-j)^2 c(i,j) \tag{3.2}$$

Probabilidad máxima

$$\mathcal{P}_m = \max_{i,j} [c(i,j)] \quad (3.3)$$

Entropía

$$\mathcal{E} = -\sum_i \sum_j c(i,j) \log[c(i,j)] \quad (3.4)$$

Homogeneidad

$$H = \sum_i \sum_j c^2(i,j) \quad (3.5)$$

donde $c(i,j)$ son los elementos de la matriz de coocurrencia para una β y δ dadas. En el ejemplo arriba ilustrado, el valor de probabilidad máxima es, $\mathcal{P}_m = 2/20$ y el de entropía es, $\mathcal{E} = 3.001$.

En términos generales, en vez de calcular 8 matrices para cada una de las direcciones del código de Freeman, los pares para cada una de estas 8 direcciones se acumulan en una sola matriz.

En algunas ocasiones uno sólo de estos descriptores no es suficiente para cuantificar el contenido textural de una imagen; de aquí que en estas situaciones se construya un vector de descriptores que conjuntamente pueden medir tal contenido. A partir de este vector se genera una imagen multispectral sintética, donde cada banda representa el valor espacial de cada descriptor. En esta imagen sintética es posible que haya redundancia entre bandas, la que puede ser eliminada con la Descomposición en Componentes Principales. Una vez

hecho esto es factible aplicar un análisis de cúmulos a la imagen resultante obteniendo con esto un mapa de texturas.

III.2 Matriz de Coocurrencia Conjunta

Otra aproximación a la función de densidad conjunta es la matriz de coocurrencia conjunta la cual podemos definir de la siguiente forma:

Sea una *lattice* rectangular $\mathcal{L} = \{1, \dots, n\} \times \{1, \dots, m\}$, cuyos nodos son los centros de los *pixels* p_{ij} en δ_k , es decir $p_{ij} \in \delta_k$ e $(i, j) \in \mathcal{L}$. Y sean δ_k y δ_l dos conjuntos convexos y compactos en el espacio de la imagen como dos ventanas rectangulares de tamaño impar (figura III.4) y sea β un operador vectorial de posición que relaciona la localización espacial relativa de un par de *pixels* entre las ventanas. La matriz de coocurrencia conjunta C_c es la probabilidad estimada de encontrar un par de valores de *pixels* (λ_p, λ_q) en la posición relativa dada por β , por lo que los elementos de esta matriz están dados por:

$$C_c(\lambda_p, \lambda_q, \beta, \delta_k, \delta_l) = \frac{\mathcal{O}\{\mathbf{r} | \mathbf{r} \in \sigma(\delta_k), \mathbf{r} + \beta \in \sigma(\delta_l), g(\mathbf{r}) = \lambda_p, g(\mathbf{r} + \beta) = \lambda_q\}}{\mathcal{O}\{\mathbf{r} | \mathbf{r} \in \delta_k, \mathbf{r} + \beta \in \delta_l\}} \quad (3.6)$$

donde $g(\mathbf{r})$ es la imagen, $\sigma(\delta_i)$ es la isometría que determina un vector de posición para cada nodo de δ_i , donde i se refiere a las ventanas de las clases definidas. \mathcal{O} es el orden del conjunto y $\mathbf{r} = (i, j)$ es el vector de posición de un pixel de la imagen. De la misma forma que sucede con la matriz de coocurrencia, la dimensión de la matriz de coocurrencia conjunta es igual al intervalo permitido de valores de los *pixels*.

Pero a diferencia de la matriz de coocurrencia, la matriz de coocurrencia conjunta se calcula utilizando dos ventanas, que no necesariamente son adyacentes, es decir, pueden estar espacialmente separadas. La coocurrencia se realiza utilizando conectividad 8 de δ_k sobre δ_l más los 8 vecinos centrales (figura III.5). Por lo que se puede elegir diferentes conjuntos de *pixels* para realizar la coocurrencia.

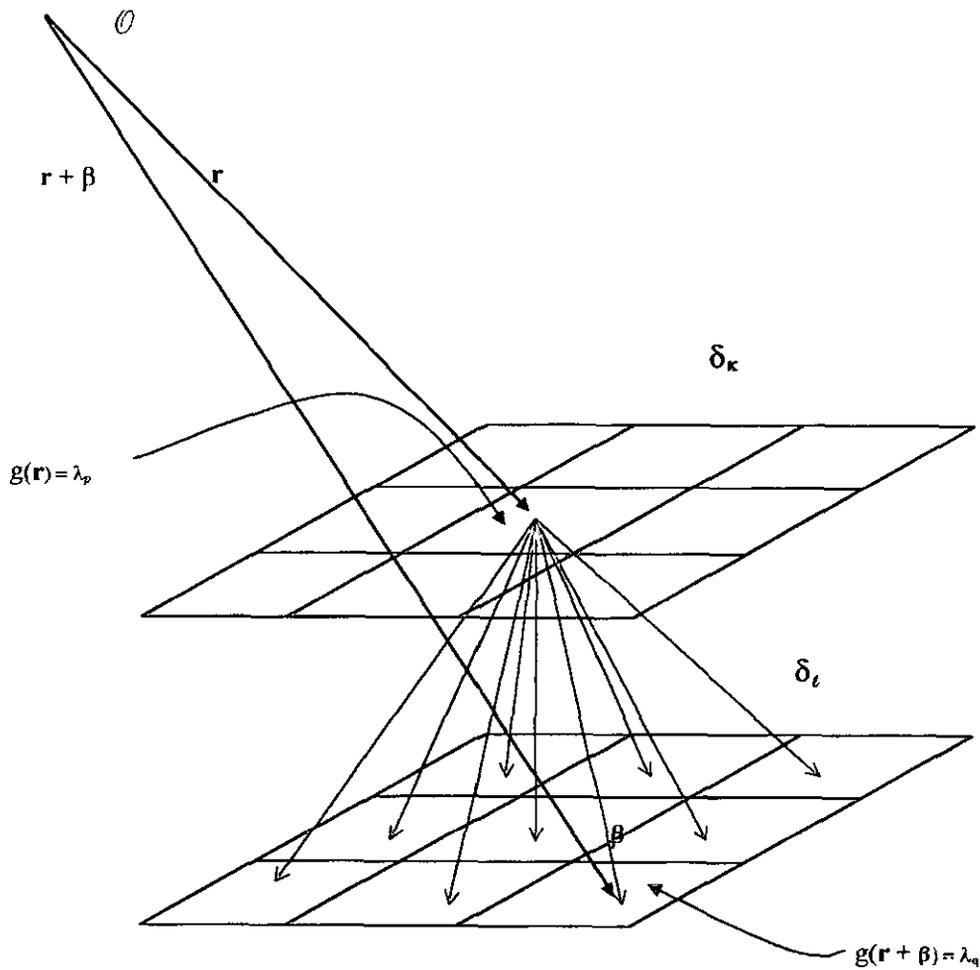


Figura III.4 Obtención de la matriz de coocurrencia conjunta.

La realización del cálculo de la matriz de coocurrencia conjunta se explica de la siguiente forma:

Sea un pixel $p(i,j)$ perteneciente a una ventana v_1 , este realiza la coocurrencia conjunta en todas las posibles direcciones del código de Freeman más la dirección del vecino central correspondiente, con referencia a los *pixels* pertenecientes a la ventana v_2 del mismo tamaño (figura III.4). Con lo cual se obtiene una mayor información contextual en la matriz que se genera. Para ejemplificar utilizaremos el método de la matriz de coocurrencia y el de la matriz de coocurrencia conjunta y se comparara su estructura.

a) Sea una ventana con los siguientes valores en tonos de gris y con un vector $|\beta| = 1$ la dirección cero del código de Freeman.

1	2	3
4	5	6
7	8	9

b) Para la matriz de coocurrencia se obtiene

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1									
2	1								
3		1							
4									
5				1					
6					1				
7									
8							1		
9								1	

Ahora si se utiliza la matriz de coocurrencia conjunta con una dirección $|\beta| = 1$ en la dirección del vector que corresponde a los vecinos centrales tenemos que:

a) Sean dos ventanas cualesquiera v_1 y v_2 pertenecientes a la imagen

1	2	3
4	5	6
7	8	9

v_1

5	1	7
3	4	8
2	6	9

v_2

Para mostrar la manera en que se calculan los vecinos centrales, se hace referencia a la figura III.5 .

En esta matriz se observa un mayor número de elementos, 3 pares más, con lo que se tiene una mayor información contextual de la textura, que se refleja en la matriz de coocurrencia conjunta como un mayor número de pares con una cierta distribución. Por lo que empleando el número y la distribución de los elementos que se reflejan en la matriz de coocurrencia conjunta nos lleva a pensar que se puede determinar las texturas a través de este método. Aunque también se podrían utilizar los descriptores tradicionales, como se hace en la matriz de coocurrencia. Por otro lado la información contenida en las matrices tanto de coocurrencia como de coocurrencia conjunta nos dan una mayor información contextual de la textura; debido a que al utilizar los descriptores estos de alguna manera promedian la información obtenida en las matrices (Connors, 1984).

Ambas matrices presentan información contextual de la textura, reflejada en el número de pares que contienen ambas matrices. Sin embargo la metodología para obtener la matriz de coocurrencia conjunta no ha sido empleada.

Para utilizar la información que contiene la matriz de coocurrencia conjunta, se lleva a cabo un conteo del número de repeticiones de pares, tanto por renglón como por columna, lo que nos proporciona características propias de cada textura.

En el siguiente capítulo se presentan los aspectos de la implantación de un algoritmo utilizando las características de la matriz de coocurrencia conjunta para la segmentación de texturas.

CAPÍTULO IV

SEGMENTACIÓN DE UNA IMAGEN UTILIZANDO LA MATRIZ DE COOCURRENCIA CONJUNTA

En este capítulo se presenta el planteamiento y la implantación de un algoritmo de segmentación utilizando las características de la matriz de coocurrencia conjunta. A diferencia de lo que se realiza con los descriptores tradicionales sobre la matriz de coocurrencia (Haralick, 1979), aquí se emplea la clasificación de texturas utilizando solamente la distribución de elementos sobre la matriz de coocurrencia conjunta, debido a que existe una mayor información a nivel contextual de la textura.

IV.1 PLANTEAMIENTO DEL ALGORITMO

En esta primera parte se expondrá las características que presenta la matriz de coocurrencia conjunta y se explicará después como pueden ser aprovechadas estas características. Supongamos dos ventanas donde los valores de los *pixels* pueden estar entre 1 y 9 niveles de gris. Además, con un valor de $|\beta| = 1$ en la dirección de los *pixels* de los vecinos centrales. Y considérese que estas dos ventanas contienen texturas totalmente homogéneas.

Cuando se comparan a través de la matriz de coocurrencia conjunta, el número de pares se concentra en un sólo elemento. Como se observa en el siguiente ejemplo:

2	2	2
2	2	2
2	2	2

v₁

2	2	2
2	2	2
2	2	2

v₂

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1									
2		9							
3									
4									
5									
6									
7									
8									
9									

Matriz 1.

Por lo que en la matriz de coocurrencia conjunta todos los demás elementos son cero a excepción del par (2,2) en el cual se concentra el total de los elementos. En el siguiente caso se observa como empieza a dividirse el número de pares, puede considerarse aún que las texturas contenidas en las ventanas son las mismas ya que sólo difieren en un elemento.

2	2	2
2	2	2
2	2	2

v₁

3	2	2
2	2	2
2	2	2

v₂

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1									
2		8							
3		1							
4									
5									
6									
7									
8									
9									

Matriz 2.

Para la matriz 3 se observa que el número de pares se divide en dos elementos, cuando los valores en alguna de las dos ventanas comienzan a cambiar.

2	2	2
2	2	2
2	2	2

v_1

3	3	2
2	2	2
2	2	2

v_2

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1									
2		7							
3		2							
4									
5									
6									
7									
8									
9									

Matriz 3.

Presentándose un predominio de un elemento con respecto al otro.

2	2	2
2	2	2
2	2	2

v_1

3	3	3
3	2	2
2	2	2

v_2

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1									
2		5							
3		4							
4									
5									
6									
7									
8									
9									

Matriz 4.

En la matriz 4 se observa un predominio del par (2, 2) sobre el par (2, 3). Pero en el siguiente ejemplo, en la matriz 5 el mayor número de pares se localiza en el par (2, 3).

2	2	2
2	2	2
2	2	2

v₁

3	3	3
3	3	2
2	2	2

v₂

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1									
2		4							
3		5							
4									
5									
6									
7									
8									
9									

Matriz 5.

Por otro lado, cuando finalmente cambian totalmente los valores de la ventana 2 se tiene que:

2	2	2
2	2	2
2	2	2

v₁

3	3	3
3	3	3
3	3	3

v₂

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1									
2			9						
3									
4									
5									
6									
7									
8									
9									

Matriz 6.

Donde se observa, en la matriz 6, que nuevamente el número de pares es de 9 y que la distribución esta contenida en un sólo elemento. De forma similar a lo que sucedio en la matriz 1, al concentrarse el número de pares en un sólo elemento.

Para los casos anteriores se observa como empiezan a cambiar los pares paulatinamente sobre la matriz. Hasta que nuevamente el mismo número de pares se concentra otra vez sobre uno de los elementos de la misma. Por lo que se puede concluir que no importa el tono de gris que tengan los *pixels*, se trata de la misma textura. Como se muestra en el siguiente ejemplo:

2	2	2
2	2	2
2	2	2

v₁

8	8	8
8	8	8
8	8	8

v₂

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1									
2								9	
3									
4									
5									
6									
7									
8									
9									

Matriz 7.

En resumen, en este primer caso se manejan texturas homogéneas que son comparadas a través de la matriz de coocurrencia conjunta, observándose que presentan un sólo elemento que contiene el número total de pares que se pueden obtener, ver matrices 1, 6 y 7. Este sólo elemento se encuentra en una columna y renglón específico, además de aparecer independientemente de los tonos de gris que se tengan.

En otro ejemplo tenemos otras dos ventanas, la primera con una distribución homogénea de tonos de gris y la otra heterogénea.

2	2	2
2	2	2
2	2	2

v₁

5	4	3
1	8	6
9	7	2

v₂

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1		1							
2		1							
3		1							
4		1							
5		1							
6		1							
7		1							
8		1							
9		1							

Matriz 8.

En este caso las texturas son diferentes, los tonos de gris en la ventana 1 son diferentes a los de la ventana 2. Se observa que en la columna número 2 se distribuyen los pares sobre los renglones. Con esto se pueden diferenciar las texturas, al comparar el número de elementos que aparecen sobre la matriz de coocurrencia conjunta y su distribución sobre la misma.

Ahora consideremos los nueve niveles de gris, distribuidos en la forma que se muestra en cada una de las ventanas siguientes. En donde se aprecia una distribución heterogénea en los niveles de gris y por tanto una textura heterogénea.

1	2	3
4	5	6
7	8	9

v₁

1	2	3
4	5	6
7	8	9

v₂

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	1								
2		1							
3			1						
4				1					
5					1				
6						1			
7							1		
8								1	
9									1

Matriz 9.

En la matriz de coocurrencia conjunta resultante, se observa la distribución de los elementos sobre la diagonal principal, que es diferente al caso de una textura homogénea, en la cual los pares se concentraban en un sólo elemento.

Por otro lado al comparar las mismas texturas con una rotación de 90 grados, en la segunda ventana, la distribución que presenta en la matriz de coocurrencia conjunta es la siguiente:

1	2	3
4	5	6
7	8	9

v_1

3	6	9
2	5	8
1	4	7

v_2

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1							1		
2				1					
3	1								
4								1	
5					1				
6		1							
7									1
8						1			
9			1						

Matriz 10.

De los ejemplos, matriz 9 y 10, se observa que los niveles de gris de las ventanas siguen siendo los mismos, los valores de los elementos en las matrices no varían, solamente se encuentran en otra posición, por lo que se considera invariante frente a rotaciones. Es decir, en el ejemplo penúltimo la distribución de elementos se encuentra sobre el diagonal principal pero son los mismos valores que en la matriz 10.

El modelo utilizado para clasificar texturas, cuenta el número de repeticiones de los elementos que se dan tanto por renglón como por columna en la matriz de coocurrencia conjunta, siempre y cuando el valor de los elementos sean distinto de cero. En este último ejemplo los valores de los elementos es uno en ambas matrices y no se repiten ni en el mismo renglón ni en la misma columna, por lo que el número de repeticiones es cero.

Esto es lo que nos lleva pensar que la matriz de coocurrencia conjunta nos proporciona la información necesaria para determinar que tan parecida es una textura A con respecto a una B.

Cuando una textura es homogénea y se compara con otra que también lo es a través de la matriz de coocurrencia conjunta, la distribución de los pares se concentra en un sólo elemento, ver matrices 1, 6 y 7. Si se utiliza el mismo modelo de contar el número de repeticiones de los elementos por renglón y por columnas, no se obtiene ninguna repetición por columna ni por renglón, lo que nos lleva a inferir que las texturas comparadas a través de la matriz de coocurrencia conjunta son iguales. A medida que la textura cambia estos elementos se distribuyen en la matriz. Por otro lado, cuando una textura es heterogénea y se compara con otra que también es heterogénea se observa que los elementos se encuentran dispersos por la matriz de coocurrencia conjunta.

En el algoritmo se eligen un cierto número de texturas sobre la imagen, como elementos de inicio. Con estas texturas se obtienen las matrices de coocurrencia conjunta entre las texturas que se eligieron y la textura a clasificar. A la textura a clasificar se le obtiene su matriz de coocurrencia conjunta con ella misma. Con cada una de estas matrices que se generaron se realiza un conteo de la distribución y de la repetición de los elementos

que se tienen tanto por renglones como por columnas, esto se realiza en cada matriz. Posteriormente se comparan las distribuciones de elementos entre la textura a clasificar y las demás texturas. A la textura a clasificar, se etiqueta igual que la textura con la que se tenga una menor diferencia en lo referente a la distribución de pares.

Un ejemplo práctico se explica a continuación:

En este ejemplo la imagen de la figura IV.1 tiene las dimensiones de 998 x 998 *pixels*. El tamaño de cada ventana es de 3 x 3 *pixels*, donde las coordenadas de los *pixels* centrales de las ventanas de las texturas que se toman como referencia para la clasificación son:

(360,20), (200,300), (400,750), (400,500), (800,150), (100,900)



Figura IV.1 Imagen Seasat.

Las coordenadas del pixel central de la textura a clasificar es (2,2) en una ventana de 3 x 3 *pixels*. La imagen esta cuantizada de 1 a 64 niveles de gris. Primero se realiza la coocurrencia conjunta en las 8 direcciones de Freeman más los 8 vecinos centrales de la textura a clasificar.

38	15	1
29	10	4
15	10	10

v_1

38	15	1
29	10	4
15	10	10

v_2

En estas dos ventanas se observan los valores en niveles de gris que tiene la textura a clasificar. En las tablas, que se muestran en cada caso, solamente se enlistan los renglones y columnas que tuvieron al menos un par, ya que en todos los demás, renglones y columnas, se tiene un valor de cero. Posteriormente se cuentan las veces que se repitieron los elementos tanto en los renglones como en las columnas. El propósito de realizar este conteo es el de tener una idea sobre la distribución que tienen los elementos sobre la matriz de coocurrencia conjunta, ya que esta distribución nos la información contextual que posee la textura.

En la tabla IV.1 se observan los renglones y columnas donde se obtuvo al menos un par y el número de pares que sucedieron en una tercera columna. En general en todas las demás tablas se presentan bajo el mismo formato. Se hace el conteo de las veces que se repiten tanto las columnas como los renglones. En este caso 22 veces se repiten tanto los renglones como las columnas y en la tercera columna el número de total de pares que es de 49.

Renglones	Columnas	Pares
1	1	1
4	1	1
10	1	1
15	1	1
1	4	1
4	4	1
10	4	3
15	4	1
1	10	1
4	10	3
10	10	9
15	10	3
29	10	2
38	10	1
1	15	1
4	15	1
10	15	3
15	15	2
29	15	2
38	15	1
10	29	2
15	29	2
29	29	1
38	29	1
10	38	1
15	38	1
29	38	1
38	38	1
Repeticiones por renglón	Repeticiones por columnas	Número total de pares
22	22	49

Tabla IV.1

Total de repeticiones: 44

Siguiendo con el ejemplo, se muestra en la primera ventana de este caso los valores en escala de gris de la primera textura que es tomada como referencia y en la segunda ventana la textura a clasificar.

1	1	1
1	1	1
1	1	1

V₁

38	15	1
29	10	4
15	10	10

V₂

Se observa en la tabla V.2 que el número de repeticiones por renglón es 0 y por columnas es de 5 y como era de esperarse el número de pares es igual a 49.

Renglones	Columnas	Pares
1	1	4
4	1	6
10	1	19
15	1	10
29	1	6
38	1	4
Repeticiones por renglón	Repeticiones por columnas	Número total de pares
0	5	49

Tabla IV.2

Total de repeticiones: 5

Para el siguiente caso la matriz de coocurrencia conjunta se realiza entre la textura a clasificar y la segunda muestra.

34	34	34
34	38	45
38	49	47

v₁

38	15	1
29	10	4
15	10	10

v₂

Los resultados que se obtienen de la matriz de coocurrencia conjunta se presentan en la tabla IV.3. Se observan 16 repeticiones por renglón y 17 por columnas, el total de repeticiones es de 33.

Renglones	Columnas	Pares
1	34	2
4	34	2
10	34	5
15	34	5
29	34	3
38	34	3
1	38	1
4	38	1
10	38	5
15	38	3
29	38	2
38	38	1
1	45	1
4	45	1
10	45	3
15	45	1
4	47	1
10	47	3
4	49	1
10	49	3
15	49	1
29	49	1
Repeticiones por renglón	Repeticiones por columnas	Número total de pares
16	17	49

Tabla IV.3

Total de repeticiones: 33

A continuación se muestra la coocurrencia conjunta que se realiza entre la tercer clase de textura y la textura a clasificar. El número total de repeticiones es de 36.

62	61	63
61	61	58
61	54	56

v₁

38	15	1
29	10	4
15	10	10

v₂

Renglones	Columnas	Pares
4	54	1
10	54	3
15	54	1
29	54	1
4	56	1
10	56	3
1	58	1
4	58	1
10	58	3
15	58	1
1	61	2
4	61	2
10	61	8
15	61	6
29	61	4
38	61	3
10	62	1
15	62	1
29	62	1
38	62	1
1	63	1
4	63	1
10	63	1
15	63	1
Repeticiones por renglón	Repeticiones por columnas	Número total de pares
18	18	49

Tabla IV.4

Total de repeticiones: 36

En el caso de la cuarta muestra y de la textura a clasificar, se obtuvo 10 repeticiones por renglón y 13 por columnas. El total es de 23 repeticiones.

7	4	7
7	7	7
10	10	10

v₁

38	15	1
29	10	4
15	10	10

v₂

Renglones	Columnas	Pares
1	4	1
4	4	1
10	4	1
15	4	1
29	4	1
38	4	1
1	7	3
4	7	3
10	7	10
15	7	7
29	7	3
38	7	3
4	10	2
10	10	8
15	10	2
29	10	2
1	4	1
Repeticiones por renglón	Repeticiones por columnas	Número total de pares
10	13	49

Tabla IV.5

Total de repeticiones: 23

Los resultados obtenidos entre la quinta muestra y la textura a clasificar son los enlistados en la tabla IV.6, con un total de 44 repeticiones.

10	24	19
24	29	42
34	42	42

v₁

38	15	1
29	10	4
15	10	10

v₂

Renglones	Columnas	Pares
10	10	1
15	10	1
29	10	1
38	10	1
1	19	1
4	19	1
10	19	1
15	19	1
1	24	1
4	24	1
10	24	3
15	24	3
29	24	2
38	24	2
1	29	1
4	29	1
10	29	3
15	29	2
29	29	1
38	29	1
10	34	2
15	34	1
29	34	1
1	42	1
4	42	3
10	42	9
15	42	2
29	42	1
Repeticiones por renglón	Repeticiones por columnas	Número total de pares
22	22	49

Tabla IV.6

Total de repeticiones: 44

Finalmente se muestra en la tabla IV.7 la distribución de pares entre la sexta muestra y la textura a clasificar, se cuentan 19 repeticiones, 8 por renglones y 11 por columnas.

4	4	7
4	7	7
4	7	10

V₁

38	15	1
29	10	4
15	10	10

V₂

Renglones	Columnas	Pares
1	4	1
4	4	1
10	4	6
15	4	5
29	4	4
38	4	3
1	7	3
4	7	4
10	7	10
15	7	5
29	7	2
38	7	1
4	10	1
10	10	3
Repeticiones por renglón	Repeticiones por columna	Número total de pares
8	11	49

Tabla IV.7

Total de repeticiones: 19

Por medio de la distribución de pares se puede realizar la clasificación y determinar que tipo de textura es. En la tabla IV.8 se observa la distribución de pares para cada una de las muestras que sirven de referencia para realizar la clasificación. Podemos observar que la textura a clasificar tiene un total de 44 repeticiones, distribución de pares, y que es el mismo número que tiene la muestra de la textura 5. Por tanto, se clasifica como perteneciente a esta clase.

Textura	Distribución de pares
1	5
2	33
3	36
4	23
5	44
6	19
Textura a clasificar	44

Tabla IV.8

En este ejemplo se presentó la manera en que se clasifica una textura utilizando solamente la distribución de pares en las diferentes matrices de coocurrencia conjunta que se generaron. Cabe señalar que las direcciones utilizadas para realizar la coocurrencia conjunta fueron las 8 direcciones del código de Freeman más los 9 vecinos centrales, de cada pixel. Como se pudo observar para cada matriz se realizó un conteo del número de veces en que se repitieron los pares tanto por renglón como por columna, con esa información se determina a que tipo de textura será clasificada la muestra, es decir cual textura tiene un distribución de pares similares a la muestra a clasificar.

IV.2 IMPLANTACIÓN DEL ALGORITMO

En el apartado anterior se presentaron algunos ejemplos que nos ayudan a entender la estructura de la matriz de coocurrencia conjunta. En este explicaremos la implementación del algoritmo.

De una forma secuencial se describe el proceso:

- a) Se carga la imagen en memoria y se despliega en pantalla.

- b) Se eligen los *pixels* sobre diferentes regiones de interés de la imagen, un pixel señalando una clase de textura. Se definen ventanas de un tamaño tal que

- contengan a los *pixels* de interés. Con lo que se determina el número de clases en los que se segmenta la imagen.
- c) Posteriormente se iniciara un barrido secuencial sobre la imagen con una ventana del mismo tamaño que las ventanas que contienen los *pixels* sembrados.
 - d) La coocurrencia conjunta se realiza entre cada par de ventanas (entre la de barrido y las previamente elegidas) sobre las 8 posibles direcciones de Freeman más los ocho vecinos centrales.
 - e) Con cada ventana de barrido se crean $n + 1$ matrices de coocurrencia conjunta, donde n es el número de clases elegidas.
 - f) Sobre cada matriz de coocurrencia conjunta se realiza un conteo tanto por columna como por renglón para determinar que tantas veces se repiten los pares. Estos es para determinar el número repeticiones de cada elemento, en cada matriz.
 - g) Después de realizar este conteo se tiene el total de repeticiones de los pares, para cada matriz de coocurrencia conjunta. Llevándose a cabo una comparación entre el número de repeticiones.
 - h) Posteriormente de realizar la comparación, se clasifica el pixel central de la ventana de barrido (muestra de textura) con relación a la textura (texturas elegidas previamente) que tenga un mismo número de repeticiones que la textura a clasificar.
 - i) Finalmente se repite el proceso para cada ventana de barrido.

El algoritmo fue programado en Matlab.

La ventaja que presenta, el algoritmo, es que se emplea directamente la distribución de los elementos presentes en la matriz de coocurrencia conjunta, para realizar la clasificación de las texturas. Y esta distribución de elementos es, por tanto, un reflejo de la similitud o diferencia entre dos texturas. Este hecho es el que se emplea en la clasificación de texturas. En el capítulo siguiente se presentan los resultados obtenidos empleando este algoritmo, así como a las conclusiones a las que se llegan.

CAPÍTULO V

RESULTADOS Y CONCLUSIONES

En este capítulo se presentan los resultados obtenidos al utilizar un algoritmo de clasificación supervisada empleando la matriz de coocurrencia conjunta. También se mencionan qué parámetros son susceptibles a ser mejorados para una mejor clasificación.

V. 1 RESULTADOS

El algoritmo desarrollado es un clasificador supervisado, basado en las propiedades de la matriz de coocurrencia conjunta y es empleado para la clasificación de texturas en imágenes radar.

Para tener un indicador de la calidad estadística de la clasificación, se utiliza la matriz de confusión (Richards, 1993). Esta matriz es de dimensión igual al número de clases de una clasificación dada. Para $i \neq j$, el elemento c_{ij} de esta matriz indica la proporción de *pixels* de la clase i que fueron asignados erróneamente a la clase j . Para $i = j$, el elemento de la matriz muestra la proporción de *pixels* clasificados en la clase i con respecto al número de *pixels* definidos para esta clase. La suma de los elementos a lo largo de cada renglón produce el número total de *pixels* de cada clase. En una clasificación perfecta únicamente los elementos de la diagonal serían diferentes de cero e iguales al número de *pixels* de la clase. En una clasificación real, una cierta proporción de *pixels* son asignados a clases equivocadas. De la matriz de confusión es posible evaluar el llamado coeficiente kapa (Richards, 1993; Lira, 2001; Soh, 1999; Karathanassi, 2000), el cual es un indicador global de la calidad de la clasificación, siendo un indicador muestral de la precisión de la clasificación. El intervalo de este coeficiente es:

$$-1 \leq \hat{k} \leq 1$$

donde una clasificación perfecta daría un valor de uno y una totalmente errónea produciría -1 . La definición de \hat{k} es:

$$\hat{\kappa} = \frac{d - q}{N - q} \quad (\text{V.1})$$

donde d es la suma de los elementos de la diagonal en la matriz de confusión, N es la suma de todos los elementos de la matriz y q está dada por:

$$q = \frac{\sum_{i=1}^n \left[\sum_{j=1}^n c_{ij} \right] \left[\sum_{j=1}^n c_{ji} \right]}{N} \quad (\text{V.2})$$

Donde n es el número de clases. Una manera de obtener la matriz de confusión es a través de los *pixels* prototipo definidos para una clasificación supervisada. Una vez realizada la clasificación, se compara el mapa temático resultante con las ventanas que comprenden los *pixels* prototipo de cada clase. En el área cubierta por cada ventana, se obtiene el número de *pixels* asignados a la clase que éste representa, así como el número de *pixels* clasificados en otras clases presentes en tal área. La acumulación de estos números para todas las ventanas definidas en una clasificación produce los elementos de la matriz de confusión, por lo que cada elemento de la matriz indica el número de asignaciones de los *pixels* a cada clase (Richards, 1993; Lira, 2001). Como primeros resultados, presentamos los obtenidos apartir de una imagen sintética con 4 texturas diferentes. El tamaño de la imagen es de 256×256 *pixels*, figura V.1 y los resultados de la respectiva clasificación, figura V.2. Las coordenadas de los *pixels* seleccionados son: (200,200), (60,180), (200,50), (50,50), para todos los casos. En la tabla V.1 se muestran los tamaños de las ventanas, los coeficientes y a cuales imágenes pertenecen .

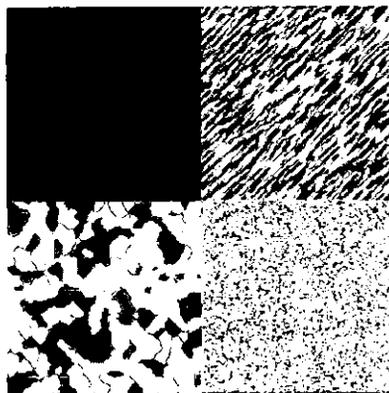
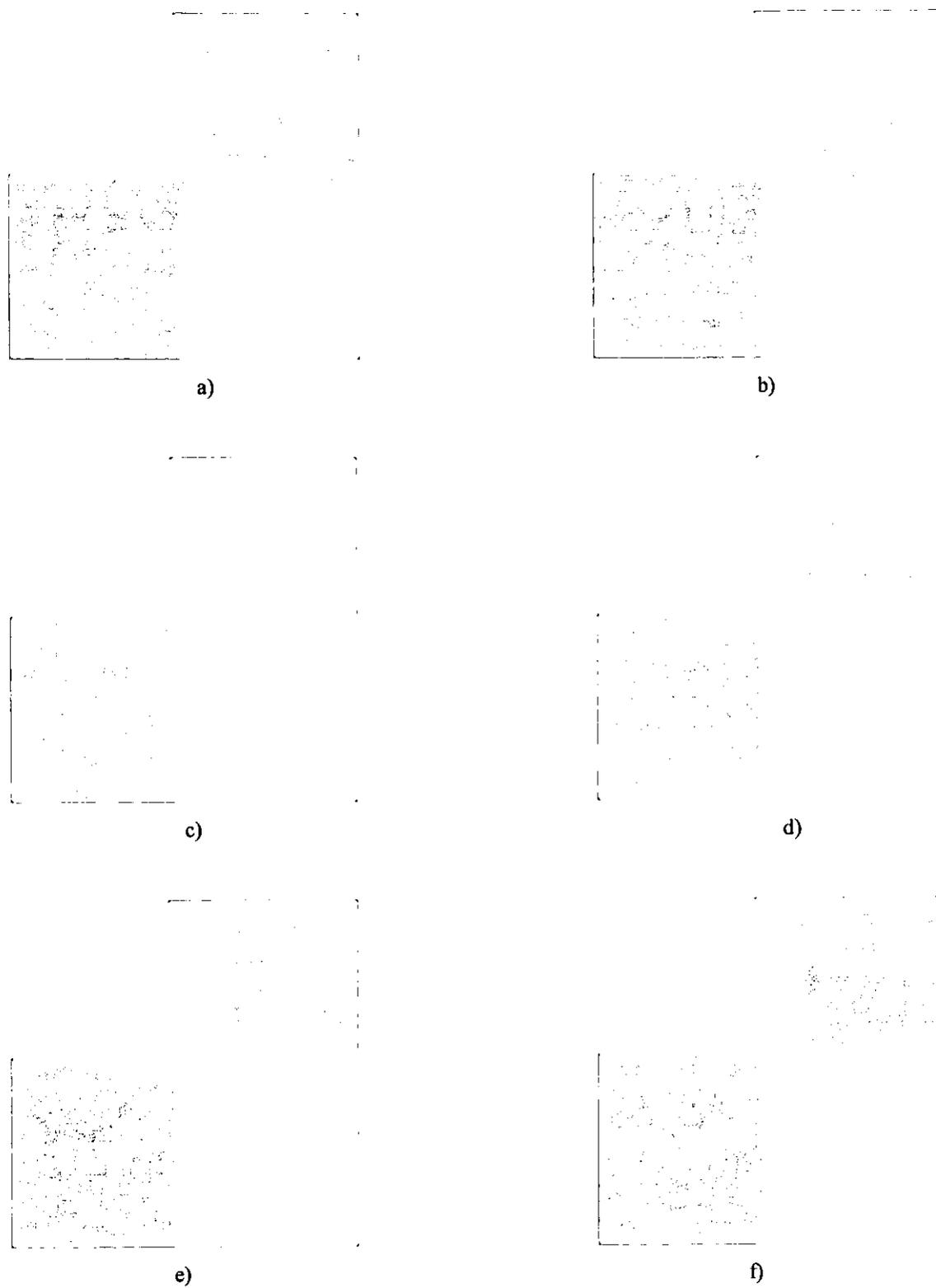


Figura V.1 Imagen sintética 1.



FiguraV.2. Imágenes clasificadas con ventanas de barrido de: a) 15 x 15 *pixels*, b) 17 x 17 *pixels*
 c) 19 x 19 *pixels*, d) 21 x 21 *pixels*, e) 23 x 23 *pixels*, f) 25 x 25 *pixels*

Imagen	Tamaño de la ventana	Coefficiente Kapa
a	15	0.9126
b	17	0.9331
c	19	0.9476
d	21	0.9184
e	23	0.9389
f	25	0.8976

Tabla V.1

En la tabla se observa que el coeficiente kapa más alto es el obtenido con una ventana de 19 x 19 *pixels*, perteneciente a la imagen (c, de la figura V.2. De lo cual concluimos que el tamaño de la ventana elegida resulta importante para obtener una buena clasificación y que el resultado sea aceptable.

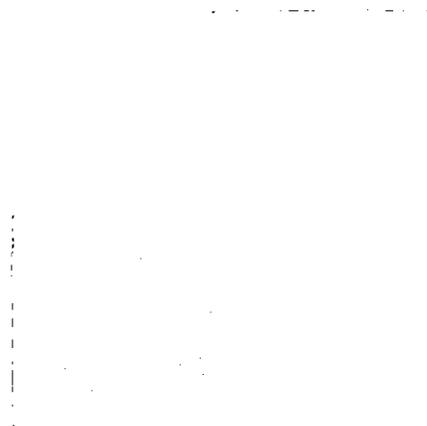


Figura V.3. Segmentación de texturas utilizando el descriptor de entropía .

La figura V.3 muestra la segmentación obtenida a través de la utilización del descriptor de entropía, utilizando la matriz de coocurrencia, para una ventana de 15 x 15 *pixels*. Posteriormente se aplicó un método de análisis de cúmulos como es K- medias. El tamaño de la ventana fue de 15 x 15, debido a que fue la que mejor segmentación presentó, al utilizar este método. Al realizar una comparación con la imagen c) de la figura V.2, podemos apreciar que la imagen de la figura V.3 posee un efecto de bordes mayor entre las diferentes regiones de textura. En ambos casos aparecen segmentados 4 clases de textura.

Como siguiente resultado tenemos la imagen de radar Seasat de 256 x 256 *pixels*.

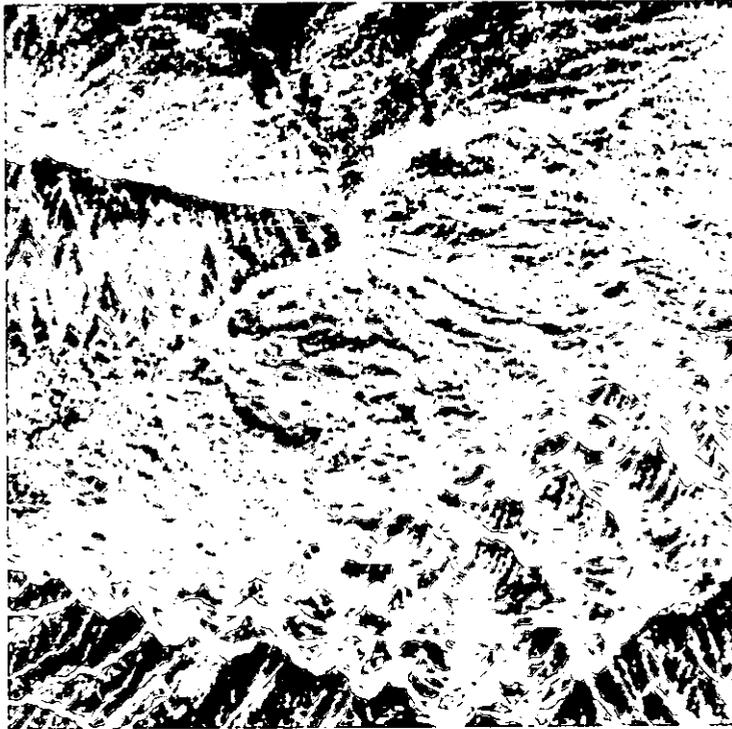


Figura V.4. Imagen Seasat.

En la figura V.4 presentamos la imagen a clasificar y en las figuras V.5 y V.6 los resultados obtenidos para esta imagen. Antes de emplear el algoritmo de segmentación, el ruido *speckle* de la imagen de radar fue segmentado utilizando el filtro geométrico (Pastrana, 1996), una iteración. Se decidió utilizar este filtro por ser el que mejores resultados arroja al momento de eliminar dicho ruido (Pastrana, 1996). Los *pixels* fueron sembrados en las siguientes coordenadas:

(140,20), (202,197), (96,142), (134,139), (120,233), (21,46)

El tamaño de la ventana es de:

9 x 9 *pixels*

La matriz de confusión que se muestra enseguida tiene en sus elementos el número de *pixels* asignados a cada clase.



Figura V.5. Resultado de la clasificación.

La matriz de confusión obtenida es:

Clases	1	2	3	4	5	6
1	81	0	0	11	0	0
2	0	60	7	0	10	26
3	0	20	69	0	30	1
4	0	1	5	70	0	0
5	0	0	0	0	28	14
6	0	0	0	0	13	40

Matriz V.1

La matriz de confusión que se muestra enseguida tiene sus elementos en valores porcentuales.

Clases	1	2	3	4	5	6
1	100	0	0	13.58	0	0
2	0	74	8.64	0	12.34	32.09
3	0	24.6	85.18	0	37.37	1.23
4	0	1.23	6.17	86.41	0	0
5	0	0	0	0	34.56	17.28
6	0	0	0	0	16.04	49.38

Matriz V.2

El coeficiente kapa obtenido es:

$$\text{kapa} = 0.6593$$

Para este resultado se observa en la matriz de confusión que para las primeras 4 clases, la asignación en la matriz es aceptable. Pero en las clases 5 y 6 se presenta un mayor número de clasificaciones erróneas. Esto es debido a que estas dos texturas son muy similares, además influye el tamaño de la ventana y las coordenadas donde se localizan los *pixels*.

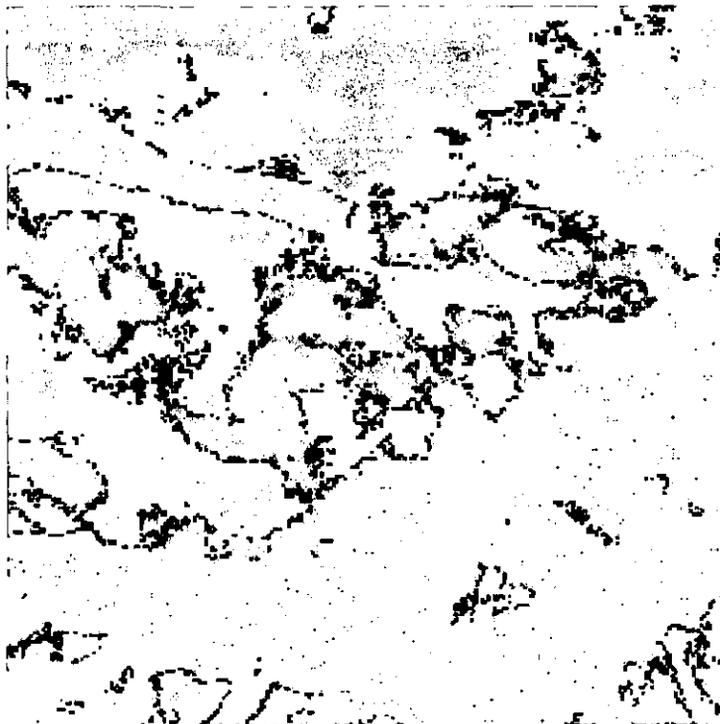


Figura V.6. Resultado de la clasificación de la imagen.

Ahora, utilizando otras coordenadas para los *pixels* sembrados, así como un tamaño de ventana diferente tenemos lo siguiente:

Pixels sembrados:

(131,127), (160,170), (76,95), (65,35), (55,126),(130, 130)

Tamaño de ventana = 13 x 13 *pixels*

La matriz de confusión que se muestra enseguida tiene en sus elementos el número de *pixels* asignados a cada clase.

Clases	1	2	3	4	5	6
1	144	0	0	0	13	0
2	11	169	0	0	0	0
3	0	0	164	39	1	0
4	5	0	4	104	72	0
5	9	0	0	25	83	0
6	0	0	1	1	0	169

Matriz V.3

La matriz de confusión que se muestra enseguida tiene sus elementos en valores porcentuales.

Clases	1	2	3	4	5	6
1	85.20	0	0	0	7.69	0
2	6.50	100	0	0	0	0
3	0	0	97.04	23.07	1	0
4	2.95	0	2.36	61.53	42.60	0
5	5.32	0	0	14.79	49.11	0
6	0	0	0.59	0.59	0	100

Matriz V.4

El respectivo coeficiente kapa tiene un valor de:

$$kapa = 0.7858$$

Se observa que tanto el tamaño de la ventana empleada como las coordenadas en donde se seleccionaron los *pixels* influyen en la clasificación. Además, que texturas demasiado parecidas entre si producen una mayor confusión. Para este último caso entre la cuarta y quinta clase, la confusión es mayor, pero las demás clases que aparecen están clasificadas de forma aceptable. Y como consecuencia el coeficiente kapa mejora.

Como siguiente resultado presentamos una imagen de una región selvática, la cual es interesante por las secciones de agua que contiene, ya que presenta una textura suave. Esta imagen también fue filtrada utilizando el filtro geométrico, una iteración, para eliminar el ruido *speckle*.



Figura V.7. Imagen selva.

La imagen de la figura V.7, tiene un tamaño de 512 x 512 *pixels*, es también una imagen de radar.

Los *pixels* sembrados fueron los siguientes: (260,140), (420,335), (300,20)
 Con un tamaño de ventana de 7 x 7 *pixels*.

La matriz de confusión, matriz V.5, presenta en sus elementos el número de *pixels* asignados a cada clase y es la siguiente:

Clase	1	2	3
1	15	0	7
2	0	49	5
3	34	0	37

Matriz V.5

La matriz de confusión que se muestra enseguida tiene sus elementos en valores porcentuales.

Clase	1	2	3
1	30.61	0	14.28
2	0	100	10.20
3	69.38	0	75.51

Matriz V.6

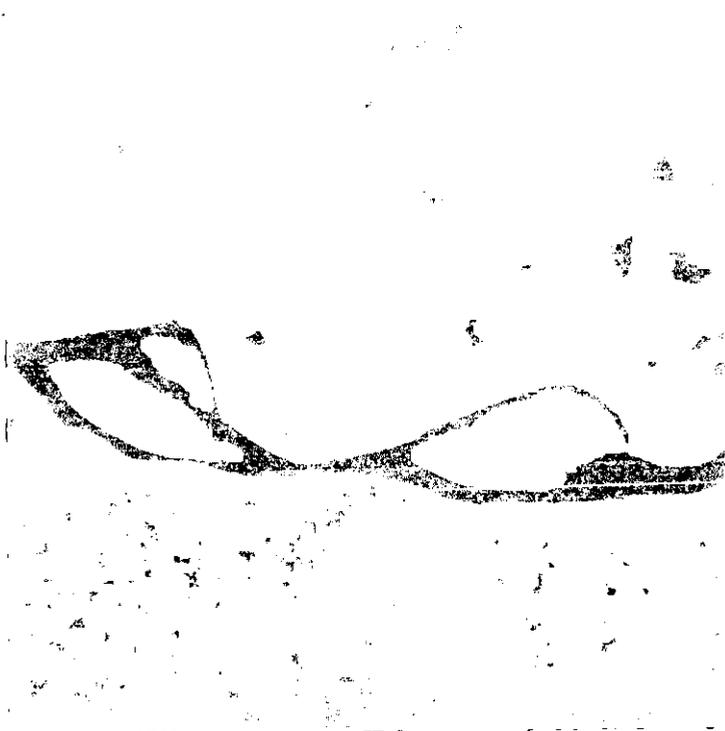


Figura V.8. Imagen clasificada.

El coeficiente kapa obtenido es:

$$\text{kapa} = 0.5306$$

En este resultado la parte del río queda perfectamente segmentada del resto de la imagen, aunque desaparecen algunos rasgos debido al tamaño de la ventana. Además, otras secciones de texturas que son parecidas a la que presenta el río son clasificadas como suaves. Aparece una confusión notable en la primera clase, para resolver esto se eligieron otros *pixels* en posiciones diferentes, sin aumentar el tamaño de la ventana.

Al utilizar otro tamaño de ventana y sembrar los *pixels* en diferentes puntos el resultado mejora, como se observa en la figura V.9.



Figura V.9. Imagen clasificada.

Para la imagen de la figura V.9 se sembraron los *pixels* en las siguientes coordenadas:

(196, 80), (420,335), (44,490)

Con un tamaño de ventana de 7×7 *pixels*

La matriz de confusión que se muestra enseguida tiene en sus elementos el número de *pixels* asignados a cada clase.

Clase	1	2	3
1	44	0	2
2	0	49	5
3	5	0	42

Matriz V.7

La matriz de confusión que se presenta tiene sus elementos en valores porcentuales.

Clase	1	2	3
1	89.79	0	4.08
2	0	100	10.20
3	10.20	0	85.71

Matriz V.8

El coeficiente kapa es:

$$\text{kapa} = 0.8776$$

Como lo que se trata es de clasificar texturas, se observa que en algunas regiones de la selva aparecen segmentadas texturas suaves al igual que en el río, como aconteció en el ejemplo anterior, sin embargo, debido al tamaño de la ventana utilizada desaparecen ciertos rasgos, como son pequeños riachuelos y pequeñas lagunas. Pero en este caso se observa que solamente se eligieron otras coordenadas de los *pixels* para iniciar la clasificación, sin aumentar de tamaño la ventana y los resultados mejoraron.



Figura V.10. Imagen costa.

Para la imagen de la figura V.10 de tamaño 256 x 246 *pixels*, se seleccionaron los siguientes *pixels*: (40, 80), (158,100), (170, 40) Con un tamaño de ventana de 9 x 9 *pixels*.

La imagen fue filtrada utilizando el filtro geométrico, una iteración y es interesante por la sección de costa que presenta. El resultado se muestra en la figura V.11.

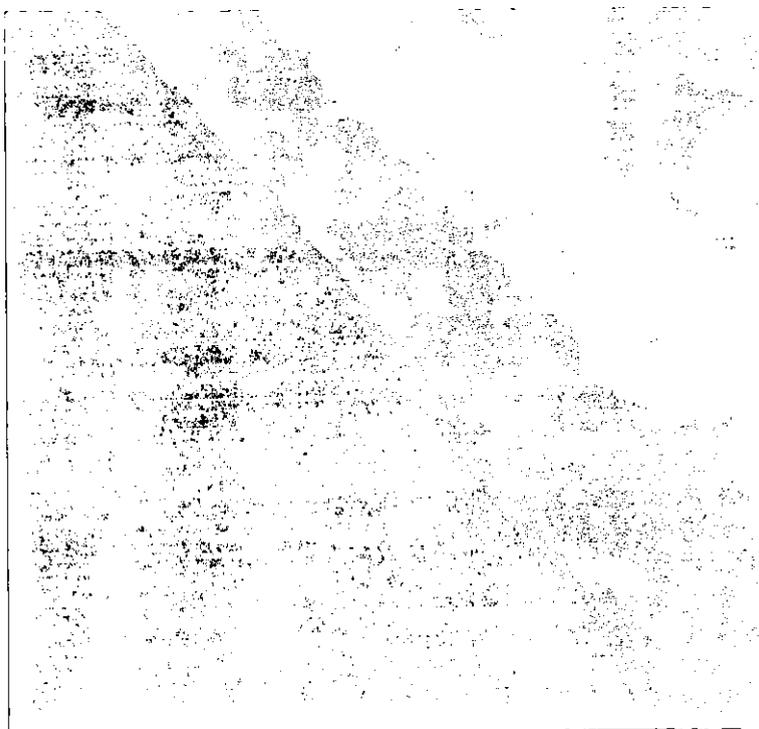


Figura V.11. Imagen costa clasificada.

La matriz de confusión es:

Clase	1	2	3
1	81	0	0
2	0	69	0
3	0	12	81

Matriz V.9

La matriz de confusión en valores porcentuales es:

Clase	1	2	3
1	100	0	0
2	0	85.18	0
3	0	14.81	100

Matriz V.10

El coeficiente kapa obtenido es:

$$\text{kapa} = 0.9259$$

En este resultado, la parte de costa queda perfectamente delimitada del mar. Al seleccionarse las muestras de las diferentes regiones, éstas están definidas aceptablemente, dando un coeficiente kapa alto. Y se observan tres regiones de textura suave, intermedia y rugosa. En la matriz de confusión se aprecia una confusión entre la segunda y la tercera clase, debido a la transición entre la parte de la textura intermedia y la parte más rugosa.

Con el fin de comparar los resultados obtenidos hasta este momento se empleo una técnica reportada en la literatura (Chavira, 1996; J. Lira y L. Frulla, 1998) para llevar segmentación de texturas en imágenes radar. La metodología consiste en que por medio de la matriz de coocurrencia, utilizando el descriptor de entropía (Haralick, 1979) se obtenga una imagen que nos indique el valor de entropía dentro de una imagen, para posteriormente, esa imagen, introducirla a un clasificador de cúmulos como puede ser K-medias. Para finalmente obtener una imagen que indique las diferentes regiones de texturas.

El mapa de texturas que a continuación se presenta fue publicado en 1998 (Lira, 1998) y en base a él comparamos nuestro resultado. El tamaño de las ventanas empleadas son diferentes, para este caso, pero los mapas de texturas obtenidos son muy similares. En la figura V.12 se presenta este mapa y la imagen original. En la figura V.13 el resultado obtenido empleando la matriz de coocurrencia conjunta. Para el primer mapa de textura se observan 6 clases, en el segundo mapa se observan las mismas 6 clases pero se aprecia que la clase amarilla es absorbida por la roja en algunas regiones, como se puede observar. Sin embargo la clasificación es muy parecida entre ambas imágenes, esto nos lleva a pensar que los resultados de la clasificación son buenos.



a)



b)

Figura V.12 a) Imagen Original b) Mapa de texturas obtenido por el descriptor de entropía.



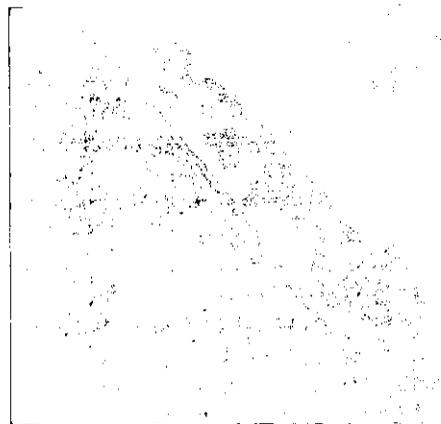
Figura V.13 Mapa de textura obtenido por medio de la matriz de coocurrencia conjunta.

Las otras regiones de texturas resultan muy similares al compararse los mapas, por lo que, esto representa un buen indicio de los resultados hasta ahora obtenidos.

Empleando esta misma metodología se comparan las siguientes imágenes:



a)



b)

Figura V.14 a)Imagen Original b) Mapa de texturas obtenido por el descriptor de entropía.

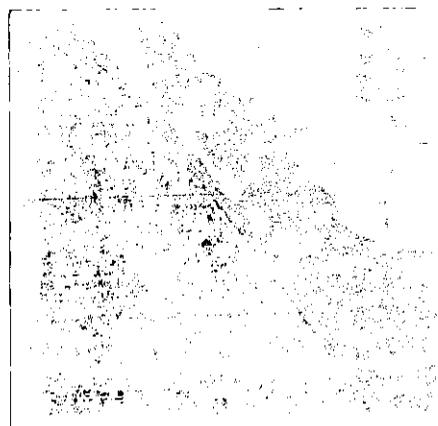


Figura V.15 Mapa de textura utilizando la matriz de coocurrencia conjunta.

Para este caso, se utilizó la matriz de coocurrencia con un tamaño de ventana de barrido de 9×9 *pixels*; aplicando el descriptor de entropía. Clasificando la imagen resultante con un algoritmo de K-medias, obtenemos la imagen segmentada de la figura V.14. Comparativamente podríamos hablar que en esencia las regiones de texturas son casi idénticas, y que la imagen de resultado a la que se le aplicó el clasificador desarrollado presenta algunas regiones más fragmentadas que el de la imagen de la figura V.15.

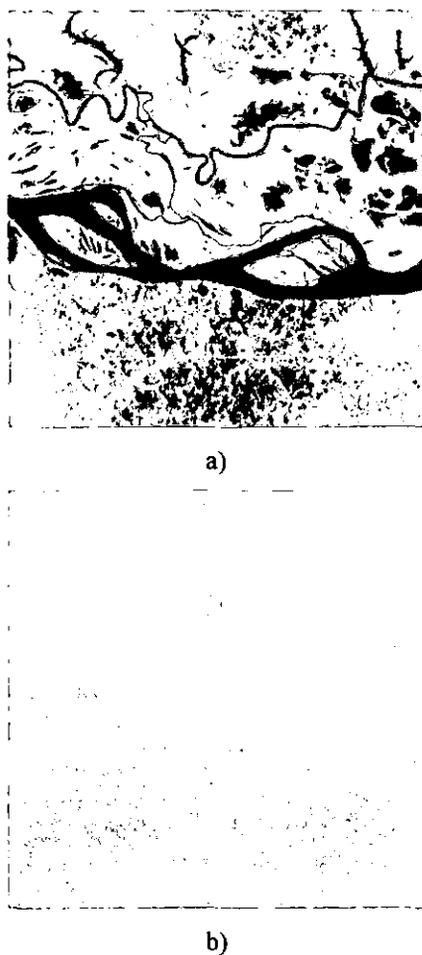


Figura V.16 a) Imagen Original b) Mapa de texturas obtenido por el descriptor de entropía.

En la figura V.16 se presentan las imágenes original y la segmentada utilizando la matriz de coocurrencia utilizando una ventana de barrido de 7×7 *pixels* y aplicando el descriptor de entropía. Para posteriormente utilizar un algoritmo de k-medias, figura V.17

mapa de texturas. Comparando ambos mapas de texturas, se observa que los resultados de los mapas son similares.



Figura V.17 Mapa de texturas utilizando la matriz de coocurrencia conjunta.

La zona de textura azul es más extensas en el primer mapa, pero se presenta en las mismas regiones. La diferencia básica entre estos algoritmos se centra en que mientras en uno se utiliza un descriptor tradicional como es el de entropía, para después utilizar un clasificador de cúmulos como K-medias para obtener las diferentes clases de textura, en la matriz de coocurrencia conjunta se emplea solamente la distribución de los pares en la matriz. Debido a que el coeficiente kapa solamente se aplica para imágenes que se segmentaron a través de una clasificación supervisada, este no se emplea en una clasificación no supervisada, como es el caso de la metodología que se utilizó en este caso como es K-medias.

Después de observar estos resultados se puede concluir que existen parámetros que influyen directamente en una clasificación supervisada. Estos parámetros son: a) donde se elijan los *pixels*, b) el tamaño de la ventana y, c) la pureza de las muestras seleccionadas. Son sin duda, algunos de los parámetros que se deben tener presente para próximas mejoras del clasificador.

V.2 Conclusiones

Como en todo trabajo referente a la clasificación de texturas se hace frente a tres grandes problemas: 1) la discriminación de texturas, 2) la descripción, y 3) la localización

de los límites entre diferentes regiones de texturas. En este trabajo se busca una alternativa para segmentar texturas empleando solamente su composición y distribución espacial en la imagen. Cabe señalar que una textura resulta idéntica a otra, independientemente de sus tonos de gris, si ésta mantiene una misma estructura. La utilización de esta técnica (la utilización de la matriz de coocurrencia conjunta con la metodología empleada) no ha sido reportada en la literatura, aunque se basa en la muy conocida matriz de coocurrencia. Pero la diferencia entre ellas consiste en la manera en que se realiza la ocurrencia de los pares. Debido a que en la matriz de coocurrencia conjunta se utilizan dos ventanas que no necesariamente son adyacentes, y en donde la ocurrencia se hace entre las dos ventanas empleando las ocho direcciones del código de Freeman, más los vecinos centrales. Otro aspecto que resulta importante señalar es que solamente se utiliza la distribución de los pares y el número de repeticiones de los mismos, que se dan tanto por renglón como por columna en la matriz de coocurrencia conjunta para realizar la clasificación de las texturas.

Pero podemos identificar algunos parámetros que pueden ser mejorados para una mejor clasificación, estos son: la pureza de la muestra, es decir, que cada muestra seleccionada para el algoritmo presente características estructurales bien definidas para evitar confusiones en la clasificación. Por otro lado, el sembrado de los *pixels* resulta también importante, por que en una imagen de radar real, al sembrarse los *pixels* en una región con un tamaño de ventana específico se presenta una mezcla de texturas lo cual provoca que se observe una cierta confusión al momento de clasificar. Este parámetro podría ser optimizado, si antes de iniciar la clasificación se utilizara un algoritmo de crecimiento de regiones (Chavira, 1996) para establecer dónde se siembran los *pixels* y de qué tamaño debe ser la ventana de barrido. Con lo que se utilizaría una muestra con una menor mezcla de texturas. En lo referente al coeficiente kapa, este nos puede servir como criterio para definir una ventana óptima en la clasificación (Richards, 1993). La utilización de una imagen sintética, como la utilizada en la figura V.1, nos sirve para hacer pruebas en el tamaño de la ventana de barrido, la selección de los puntos y evaluar con diferentes tamaño de ventana el valor del coeficiente kapa.

En cuanto a los bordes que se presentan en la imagen estos podrían ser previamente clasificados, a través de un algoritmo para detectar bordes y asociarlos a las clases que pertenecen (Maletti, 1998, Lira y Maletti, 2000). También se podrían usar regiones circulares en lugar de ventanas cuadradas, para tener una mayor información contextual del pixel a clasificar ya que tendría una mayor simetría.

Por otro lado la posibilidad de inspeccionar visualmente el resultado de la clasificación, resulta de gran ayuda. La experiencia nos indica que esta información subjetiva es muy apreciada y puede servir para validar una clasificación frente a otra.

Finalmente la clasificación de texturas presenta un gran reto, dada las limitantes que tiene el ser humano para discernir entre ellas. Por lo que métodos como el aquí desarrollado buscan ser una forma novedosa de clasificación de texturas, sobre todo enfocadas a imágenes radar.

En este apéndice se presentan las características de los diferentes tipo de sensores radar utilizados en los últimos años. Se lista información general, características del radar y tiempo de la misión.

Sensor	Seasat	SIR-A	SIR-B	ALMAZ	ERS-1	J-ERS-1
País	E.U.A.	E.U.A.	E.U.A.	URSS/Rusia	Comunidad Europea	Japón
Agencia	NASA	NASA	NASA	Glavkosmos	ESA	MITI/NASDA
Plataforma	Seasat	Shuttle	Shuttle	Salyut	ERS-1	J-ERS-1
Fecha de Lanzamiento	26 de junio de 1978	12 de noviembre 1981	5 de octubre de 1984	31 de marzo de 1991	16 de julio de 1991	11 de mayo de 1992
Tiempo de vida	3 meses	2.5 días	8 días	1.5 años	2 – 3 años	2 años
Banda (longitud de onda) (cm)	L (23.5)	L (23.5)	L (23.5)	S (10)	C (5.7)	L (23.5)
Frecuencia (Ghz)	1.275	1.278	1.282	3.0	5.3	1.275
Antena	<i>Flat</i>	<i>Flat</i>	<i>Flat</i>	Guía de ondas	Guía de ondas	<i>Flat</i>
Dimensión de la antena (m)	10.7 x 2.16	9.4 x 2.16	10.7 x 2.16	1.5 x 1.5	10 x 1	11.9 x 2.4
Polarización	HH	HH	HH	HH	VV	HH
Ángulo Incidente (°)	23	50	15 – 64	30 – 60	23	39
Escala de Resolución (m)	25	40	25	15 – 30	26	18
Resolución de Azimuth (m)	25	40	58 – 17	15	28	18
Looks	4	6	4	4	6	3
Coefficiente de Dispersión (dB)	-24	-32	-28	No disponible	-24	-14.5
Grabación de datos en la plataforma	No	Si	Si	Si	No	Si

Sensor	Seasat	SIR-A	SIR-B	ALMAZ	ERS-1	J-ERS-1
Altitud Nominal (km)	795	260	360, 224, 257	300	800	260
Inclinación de la órbita(°)	108	38	57	73	98.5	97.7
Sincronía con el Sol	No	No	No	No	Si	Si
Razón de transmisión de datos (MB/sec)	110	No disponible	30	No disponible	105	30
Período de Cobertura	17	No disponible	No disponible	No disponible	3,35,176	44
Operación por órbita	100	No disponible	No disponible	No disponible	No disponible	96

Sensor	RADARSAT	ENVISAT	ERS-2	SIR-C/X-SAR
País	Canadá	Comunidad Europea	Comunidad Europea	E.U.A., Alemania, Italia
Agencia	CSA	ESA	ESA	
Plataforma	Dedicada	Envisat	ERS-2	Shuttle
Fecha de Lanzamiento	Noviembre de 1995	octubre 2001	Abril 1995	Abril y octubre 1994
Tiempo de vida Planeado	5 años	5 años	2 -3 años	10 días
Banda (longitud de onda) (cm)	C (5.7)	C (5.7)	C (5.7)	L, C,X
Frecuencia (Ghz)	5.3	5.3	5.3	1.25, 5.3, 9.6
Antena	Guía de ondas Panel	Panel	Guía de ondas	Paneles y Guía de ondas (X)
Dimensión de la antena (m)	15 x 1.5	No disponible	10 x 1	12x(3, 0.75,0.4)

Sensor	RADARSAT	ENVISAT	ERS-2	SIR-C/X-SAR
Polarización	HH	VV, HH	VV	HH, VV para L y C, VV para X
Ángulo Incidente (°)	20 < 50	20 < 50	23	15 - 55
Escala de Resolución (m)	10 < 100	25	26	15 - 30
Resolución de Azimuth (m)	9 < 100	25	28	30
Looks	1 - 8	4	6	Variable
Ancho de Barrido (km)	10 - 500	100	100	15 - 60
Grabación de datos en la plataforma	Si	Si	No	Si
Altitud Nominal (km)	800	799.8	350, 225	300
Inclinación de la órbita(°)	98.6	98.5	98.5	57
Sincronía con el Sol	Si	Si	Si	No
Razón de transmisión de datos (MB/sec)	74 -105	105	105	45
Período de Cobertura (días)	24	35	35	No disponible
Operación por órbita (minutos)	101	100.59	100	No disponible

Glosario:

ALOS (*Advanced Land Observing Satellite*)

ASAR (*Advanced Synthetic Aperture Radar*)

ERS-1 (*Earth Remote Sensing Satellite - 1*)

ERS-2 (*Earth Remote Sensing Satellite-2*)

ESA (*European Space Agency*)

JERS-1 (*Japanese Earth Resources Satellite*)

JPL (*Jet Propulsion Laboratory*)

NASA (*National Aeronautics and Space Administration*)

NASDA (*National Space Development Agency*)

RADAR (*RAdio Dectection And Ranging*)

RAR (*Real Aperture Radar*)

SAR (*Synthetic Aperture Radar*)

SMMR (*Scanning Multichanel Microwave Radiometer*)

SIR-A (*Shuttle Imaging Radar A*)

SIR-B (*Shuttle Imaging Radar B*)

SIR-C/X-SAR (*Shuttle Imaging Radar-C and X-Band Synthetic Aperture Radar*)

SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission*)

VSAR (*Velocity Synthetic Aperture Radar*)

Fuentes:

Rencz N. A., *Remote Sensing for the Earth Sciences. Manual of Remote Sensing*. Vol. 3. John Wiley & Sons, Inc. 1999.

<http://envisat.esa.int/>

<http://southport.jpl.nasa.gov/scienceapps/seasat.html>

http://www.space.gc.ca/csa_sectors/earth_environment/radarsat/default.asp

<http://southport.jpl.nasa.gov/sirced.html>

<http://southport.jpl.nasa.gov/scienceapps/sira.html>

-
- Acuna.**, "Texture Modeling Using Gibbs Distributions". *Graphical Models and Image Processing*, vol.54, No 3, pp. 210-222, 1992.
- Alparlone et al.**, "Texture-based analysis Techniques for the Classification of Radar Images". *IEE Proceedings*, Vol.137, No 4, pp. 276-282, 1990.
- Baraldi et al.**, "An Investigation of the Textural Characteristics Associated with Gray Level Cooccurrence Matrix Statistical Parameters". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* vol. 33, No 2, March, pp. 293-304, 1995.
- Berger M.**, "Texture Vector Analysis Using Regular Synthetic Texture Patterns". *Geoscience and Remote Sensing Symposium Proceedings, 1998. IGARSS '98. 1998 IEEE International* , vol.2, pp. 1071 –1075, 1998
- Bracewell R.** "The Fourier Transform and Its Applications". *McGraw-Hill*, 1978.
- Bracewell R.** "The Fourier Transform and Its Applications". *McGraw-Hill*, 1990.
- Chavira D.** "Evaluación de la Complejidad (heterogeneidad) de una Imagen". Tesis de Licenciatura. Benemérita Universidad Autónoma de Puebla. 1996.
- Carr et al.**, "The Semivariogram in Comparison to the Co-occurrence Matrix for Classification of Image Texture". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* Vol 36. No 6, pp. 1945-1952, November 1998.
- Chen et al.**, "Rotation and Grey Scale Transform Invariant Texture Identification Using Wavelet Decomposition and Hidden Markov Model". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 16, No 2, pp. 208-214, 1994.
- Clausi D. et. al.**, "A fast Method to Determine Co-occurrence Texture Features". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. Vol. 36. pp.298-300, 1998.
- Connors R et al.** "A Theoretical Comparison of Texture Algorithms". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-2, No 3, pp. 204-222, 1980.
- Dadd et al.**, "A Multi-Invariant Difference Measure for Grey-Scale Texture". *TENCON '97. IEEE Region 10 Annual Conference. Speech and Image Technologies for Computing and Telecommunications., Proceedings of IEEE* , vol. 1 , pp.267-270, 1997
- Descombes et al.**, "Estimating Gaussian Markov Random Field Parameters in a Non stationary Framework: Application to Remote Sensing Imaging". *IEEE Transactions on Image Processing*, vol 8., No 4, pp. 490 –503, April 1999.
-

-
- Ehrich R. W. et al.**, "A View of Texture Topology and Texture Description". *Computer Graphics and Image Processing*, pp.174-202,1977.
- Elachi, C.**, "Spaceborne Radar Remote Sensing Applications and Techniques". *IEEE Press*. 1988.
- Fu & Mui.**, "A Survey of Image Segmentation, Pattern Recognition". Vol. 13, 1981.
- García C. Ericka.**, "Caracterización de la vegetación de la zona Centro del Estado de Michoacan empleando el Procesamiento Digital de Imágenes e Información Temática". Tesis Licenciatura. *Facultad de Filosofía y Letras, UNAM*. 2000.
- Gong et al.**, "A Comparison of Spatial Feature Extraction Algorithms for Land-use Classification with SPOT HRV data". *Remote Sensing of Environment*. 1992.
- Haralick Robert M.** "Statistical and Structural Approches to Texture". *Proceedings of the IEEE*, Vol 67, pp. 784-804, 1979.
- Henderson M Floyd et al.**, "Principles & Applications of Imaging Radar. Manual of Remote Sensing". Vol. 2. *John Wiley & Sons, Inc.*, 1999.
- Huet Florence, Mattioli J.**, "A Textural Analysis by Mathematical Morphology Transformations: Structural Opening and Top Hat" . *Image Processing*, 1996. *Proceedings., International Conference on* , Volume: 3 ,pp. 49-52, 1996 .
- Hovanesian S.A.**, "Introduction to Synthetic Array and Imaging Radars". *Artech House, Inc*. 1985.
- Hsin et al.**, "An Experimenton Texture Segmentation Using Modulated Wavelets". *IEEE Transactions on Systems. man and Cybernetics-Part A:Systems and Humans*. Vol 28, No 5, pp 720-725, 1998.
- Jain**, "Fundamentals of Digital Image Processing". Prentice Hall. 1989.
- Jensen L.**, "Knowledge-Based Clasification of an Urban Area Using Texture and Context Information in Landsat-TM Imagery". *Photogrametric Engineering and Remote Sensing*. 1990.
- Julesz B. et al.** "Inability of humans to discriminate between visual textures that agree in second order statistics-Revisited", *Perception*, Vol. 2, pp. 391-405, 1973.
-

- Karathanassi V. et al.** "A texture-based classification method for classifying built areas according to their density". *International Journal of Remote Sensing*, vol.21, No.9, pp.1807-1823, 2000.
- Levine M.**, "Vision in Man and Machine". *Mc Graw Hill*. 1985.
- Lira J.**, "La Percepción Remota: Nuestros ojos desde el espacio". *Fondo de Cultura Económica*. 1997.
- Lira J.**, "Introducción al Tratamiento Digital de Imágenes". *Fondo de Cultura Económica, IPN-UNAM*. En prensa. 2001.
- Lira J. and Frulla L.**, "An automated region growing algorithm for segmentation of texture regions in SAR Images". *Int. J. Remote Sensing*, Vol. 19, pp. 3595–3606. 1998.
- Lira J. and Maletti G.**, "A Supervised Contextual Classifier Based on a Region- Growth Algorithm". *Computer and Geosciences*, 2000.
- Maletti G.**, "Un Clasificador Supervisado para Imágenes Multiespectrales y Texturales Basados en un Algoritmo Automatizado de Crecimiento de Regiones". Tesis de Maestría. *DEPFI, UNAM*. 1998.
- Nguyen et al.**, "Gibbs Random Fields, Fuzzy Clustering, and the Unsupervised Segmentation of Texture Images". *Graphical Models and Image Processing*, vol. 55, No 1, pp. 1-19, 1993.
- Pastrana V. R.**, "Restauración de Imágenes Digitales: Eliminación de Ruido por medio de un Filtro Geométrico". Tesis de licenciatura. Escuela de Ciencia de la Electrónica. Universidad de Puebla, México. 1996.
- Pratt W.**, "Digital Image Processing". *John Wiley & Sons, Inc.*, 1981.
- RadarSat International.**, *Guide to Products & Services*. 1995.
- Rencz N. A.**, "Remote Sensing for the Earth Sciences. Manual of Remote Sensing". Vol. 3. *John Wiley & Sons, Inc.* 1999.
- Richards J. A.**, "Remote Sensing Digital Image Analysis". *Springer – Verlag*. 1986.
- Richards J. A.**, "Remote Sensing Digital Image Analysis". *Springer – Verlag*. 1993.
- Sanvicente H.**, "Sistema para el estudio de recursos naturales mediante imágenes de satélite". Tesis de Maestría. *DEPFI, UNAM*. 1996.
-

- Soh et al.**, "Texture Analysis of SAR Sea Ice Imagery Using Gray Level Co-occurrence Matrices". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol 37, No 2, pp.780-795, March, 1999.
- Steffen, et al.**, "Sensoriamento remoto: principios fisicos sensores e produtos e sistemas Landsat".Brasil, *INPE*. 1981.
- Svolos A et. al.**, "Time and Space Result of Dynamic Texture Feature Extraction in MR and CT Image Analysis". *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*.Vol. 2, pp. 48-54, 1998.
- Treitz P. et. al.**, "Textural Processing of Multi-Polarization SAR for Agricultural Crop Classification". *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 1996. IGARSS '96. 'Remote Sensing for aSustainable Future.', International , Volume: 4 , 1996. pp.1986-1988,1996.
- Ulaby et al.**, "Microwave Remote Sensing Active and Passive".Vol. 1.*Addison-Wesley Publishing Company*. 1981.
- Van der Heijden F.**, "Image Based Measurement Systems Object Recognition and Parameter Estimation". *John Wiley & Sons*. 1998.
- Valkealahti K. et. al.**, "Reduce Multidimensional Co-occurrence Histograms in Texture Classification". *IEEE Transctions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*.Vol. 20,pp. 90-94, 1998.
- Victor, J.** Images, statistics, and textures: a comment on "Implications of triple correlation uniqueness for texture statistics and the Julesz conjecture." *J. Opt. Soc. Amer.* A11, pp.1680-1684, 1994.
- Wilson, J. D.**, "A Comparison of Procedures for Clasifying Remotely-Sensed Data using Simulated Data Sets". *Int. J. Remote Sensing*. 1992.
- Wu D. and Linders J.**, "A New Texture Approach to Discrimination of Forest Clearcut, Canopy, and Burned Area Using Airborne C-BAND SAR". *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. Vol. 37.No 1, pp. 555-563, 1999.
-