

01170
7

UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO



FACULTAD DE INGENIERÍA
DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO



FUSIÓN DE IMÁGENES SATELITALES DE LA CIUDAD DE MÉXICO
MEDIANTE MÉTODOS MULTIRRESOLUCIÓN

TESIS

Que para obtener el grado de
MAESTRÍA EN INGENIERÍA ELÉCTRICA
CON ESPECIALIDAD EN PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES

Presenta
ALEJANDRA AURELIA LÓPEZ CALOCA

Director de tesis:
DR. BORIS ESCALANTE RAMÍREZ

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

México, D.F. a 02 de julio de 2003.



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.

AGRADECIMIENTOS

Para la realización de este trabajo conté con el valioso apoyo del Centro de Investigación en Geografía y Geomática, Ing. Jorge L. Tamayo, A. C. (CentroGeo). Las imágenes utilizadas fueron donadas por: Radarsat Internacional, CentroGeo y el proyecto de cooperación de la agencia espacial europea A03-318. Gracias por su aportación.

Estoy particularmente agradecida con la Dra. Camen Reyes por darme la oportunidad y confianza para trabajar en sus proyectos, por la motivación y retos para emprender aventuras con entusiasmo, emoción y fe en la investigación; con el Dr. Boris Escalante por ser el maestro que me inspiró e inició en el mundo de las imágenes así como introducirme en el tema de análisis multiresolución por fusión, por su asesoría invaluable y disponibilidad siempre. Asimismo, quiero dar las gracias a la maestra Martha Lucía Alviar quien me apoyó con tiempo y alentó para terminar mis estudios de maestría; con el maestro Alejandro Mohar por sus conocimientos y filosofías, así como de sus críticas para lograr una aplicación dirigida a la problemática de la Ciudad de México; al Lic. Javier López Caloca por sus conceptos de modelos digitales de terreno que fueron esenciales en el procesamiento de imágenes; al maestro Fernando López Caloca y a la CP. Angélica López Caloca, por sus consejos, ayuda y observaciones durante la realización del trabajo.

Gracias a mis profesores, que me transmitieron los conocimientos y la motivación para seguir estudiando: Dr. José Reyes Gasga, Dr. Eduardo Nahmad, Dr. Miguel Moctezuma, Dr. Franz Mora, Dr. Ricardo Berlanga, Dr. Pablo Pérez, y al Dr. Francisco García.

Las experiencias y conocimientos de muchas personas que han compartido conmigo forman parte de esta tesis, gracias a Peter Pulsifier, Rodolfo Sánchez y el apoyo técnico proporcionado por el laboratorio de Geomática en el CentroGeo. Quiero dar las gracias al diseñador Rafael García por su generoso y continuo apoyo a este texto.

Doy gracias a Dios por mí familia; por el cariño, afecto, amor, ternura y sostén incondicional de Pepe y José Antonio. La calidez, espiritualidad, fortaleza y decisión de Tinita es mi guía. Te extraño profundamente, pero sé que no es un adióls sino un hasta luego. Gracias a mis hermanos (Angélica, Judith, Gregorio, Fernando, Javier, Juan, Constantino, Everardo, Miguel, Josefa).

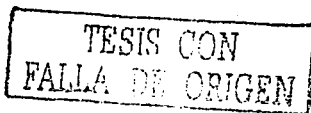
TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

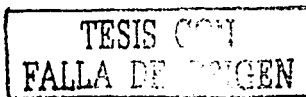
TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

CONTENIDO

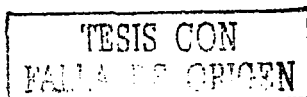
INTRODUCCIÓN	9
CAPÍTULO 1. Principios y fundamentos básicos de imágenes en el visible y en microndas	13
1.1. Conceptos y fundamentos básicos	13
1.2. Características de la radiación energética en el espectro óptico	14
1.3. Características de la radiación energética en la región de las microndas	14
CAPÍTULO 2. Radar	21
2.1. Introducción a las imágenes de radar	21
2.2. Funcionamiento del radar	22
2.2.1. <i>Procesamiento multi-look</i>	23
2.2.2. <i>Antenas y resolución</i>	24
2.2.3. <i>Coefficiente de retrodispersión</i>	26
2.3. Distorsiones geométricas de la imagen de radar	27
2.3.1. <i>Geometría de la imagen de radar</i>	27
2.3.2. <i>Comparación del sistema óptico y de radar</i>	29
2.3.3. <i>Preprocesamiento de las imágenes de radar. Corrección geométrica</i>	30
2.3.4. <i>Calibración de radar</i>	31
2.4. Radiometría de las imágenes de radar	32
2.4.1. <i>Efecto del patrón de antena</i>	32
2.5. Ruido característico de las imágenes SAR	33
2.5.1. <i>Definición del ruido speckle</i>	33
2.5.2. <i>Características del ruido en las imágenes de radar</i>	34
2.5.3. <i>Métodos para suprimir el ruido en las imágenes de radar (filtro de Lee, filtro de Frost, y filtro de gamma-máximo a posteriori (MAP)</i>	35



CAPÍTULO 3. Conceptos básicos de fusión de datos e imágenes	41
3.1. Conceptos de fusión de datos e imágenes	41
3.2. Objetivos de fusión de datos e imágenes	42
3.3. Niveles de fusión de imágenes	43
3.4. Descripción de técnicas de fusión de imágenes	44
3.4.1. <i>Técnicas relacionadas con el color RGB e IHS y análisis de componentes principales</i>	44
3.4.2. <i>Técnicas de fusión de imágenes con transformada de onduletas (wavelet)</i>	53
3.4.3. <i>Métodos no lineales, campos aleatorios de Markov y redes neuronales artificiales, aplicados a fusión de imágenes</i>	56
3.4.4. <i>Fusión de imágenes con pirámides</i>	57
CAPÍTULO 4. Métodos de fusión multirresolución de imágenes	59
4.1. Métodos de fusión de imágenes por pirámide multirresolución	59
4.2. Pirámide laplaciana y gaussiana	60
4.2.1. <i>Generación de una pirámide gaussiana</i>	60
4.2.2. <i>Generación del kernel</i>	61
4.2.3. <i>Función de ponderación equivalente o ponderación promedio</i>	62
4.2.4. <i>Interpolación de la pirámide gaussiana</i>	63
4.2.5. <i>Pirámide estándar gaussiana y laplaciana (DOLP)</i>	63
4.3. Pirámide laplaciana FSD (Filter-Subtract-Decimate)	65
4.4. Pirámide de cocientes paso bajo (RoLP)	66
4.5. Pirámide de gradientes	67
4.6. Pirámide de morfología matemática (mathematical morphology pyramids)	67
4.7. Fusión de imagen usando la transformada de onduletas (wavelet)	71
4.8. Técnicas de decisión de fusión piramidal	75
4.8.1. <i>Fusión promedio</i>	76



4.8.2. <i>Máximo contraste</i>	77
4.8.3. <i>Verificación de consistencia</i>	78
4.8.4. <i>Medida de la correspondencia y saliente</i>	79
CAPÍTULO 5. Procesamiento de imágenes	83
5.1. <i>Adquisición de datos satelitales</i>	83
5.2. <i>Preprocesamiento digital de imágenes y resultados</i>	84
5.2.1. <i>Radar</i>	84
5.2.1.1. <i>Calibración de sigma-nought en radar</i>	84
5.2.1.2. <i>Reducción de ruido (filtro de Lee, filtro de Frost y Gamma-MAP) en radar</i>	87
5.2.1.3. <i>Corrección geométrica en imágenes de radar</i>	89
5.2.2. <i>Landsat 7 ETM+</i>	92
CAPÍTULO 6. Fusión de imágenes. Resultados y evaluación de los métodos de fusión	95
6.1. <i>Métodos de fusión piramidal con imágenes del sensor QuickBird</i>	95
6.1.1. <i>Evaluación de los criterios de combinación</i>	96
6.1.2. <i>Comparación de los métodos de fusión: pirámide laplaciana, pirámide laplaciana FSD, pirámide de cociente de paso bajo, pirámide de gradiente, pirámide de morfología matemática y transformada de onduleta</i>	99
6.1.3. <i>Evaluación por clasificación isodata y determinación del Índice K (Kappa)</i>	104
6.2. <i>Fusión de imágenes de radar y landsat 7 ETM+</i>	110
6.2.1. <i>Fusión de radar y landsat 7 ETM+ por análisis de componentes principales</i>	110
6.2.2. <i>Fusión de radar/NDVI, radar/pancromática por transformada de onduleta</i>	114
CAPÍTULO 7. Conclusiones	119
REFERENCIAS.	121
APÉNDICE.	129
APÉNDICE A <i>Calibración de un producto ERS PRI (Precisión Image)</i>	129
APÉNDICE B <i>Determinación de sigma nought en RADARSAT</i>	133



**TESIS CON
FALLA DE ORIGEN**

RESUMEN

Esta tesis presenta un estudio de diversas técnicas multiresolución de fusión de imágenes de los satélites de la observación de la Tierra (radar, Landsat, Quickbird). El estudio comprende el análisis del desempeño de cada técnica a través de evaluaciones objetivas y subjetivas de la calidad de las imágenes fusionadas. Además varios ejemplos de aplicación de las imágenes fusionadas para la separación de clases, la interpretación y se muestra el mejoramiento de la resolución espacial en las imágenes.

Cada sistema de obtención de imágenes tiene sus características específicas y es capaz de sensar diversos tipos de parámetros de los objetos observados, dependiendo en gran parte de su resolución espectral, espacial y temporal. La tesis describe las técnicas de fusión de las imágenes que pueden ayudar a aumentar la utilidad de los datos adquiridos mediante la integración de las características más importantes de dos o más sensores en una imagen.

Dadas las características de los sensores, el proceso de fusión requiere de gran cuidado para conjuntar la información entre sensores satelitales diferentes; para esto es importante considerar características del sensor como: órbita, geometría y radiometría (imagen óptica y de radar), resolución espacial, temporal y espectral.

La investigación y desarrollo de la fusión ha crecido con las diversas modalidades de obtención de imágenes, siendo una herramienta útil para evaluar nuestra área de estudio, la cuenca y Ciudad de México. Esta región tiene usos de tierra muy heterogéneos, áreas urbanas con diferentes niveles de urbanización. La gran presión sobre los espacios urbanos en la Ciudad de México se encuentra en el contorno urbano donde la ciudad da paso a los asentamientos de desarrollo espontáneo; el paisaje urbano se caracteriza por pavimento y pocas zonas verdes, que con frecuencia son anualmente sustituidas por edificios.

Hay varias posibilidades de combinar imágenes de diversos sensores. En este trabajo se estudian diferentes técnicas de fusión de imágenes como análisis de componentes principales, pirámide de gradiente, laplaciana, morfológica y transformada de onduleta y se analizan los alcances de cada una de estas técnicas. El estudio fue aplicado a los sensores ERS-2, Radarsat, Landsat 7 ETM+ y QuickBird. La utilidad de este análisis es tratar de generar dos caracterizaciones para evaluar el paisaje urbano y el rural; el primero da una idea de la distribución de áreas arboladas urbanas y bosques rurales y el segundo sobre la retícula de calles en la ciudad.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

TESIS CON
FALLA DE CALIDAD EN

INTRODUCCIÓN

Existe gran variedad de sensores para capturar imágenes instalados en los satélites de observación de la Tierra con características y modalidades distintas, de acuerdo con su uso; por ejemplo, multisensores, multi-temporal, multiresolución y multifrecuencia. De particular interés para nuestro caso son las imágenes obtenidas a través de un satélite de radar de apertura sintética, también llamadas imágenes SAR, por sus siglas en inglés (*Synthetic Aperture Radar*), e imágenes obtenidas por sensores ópticos.

La naturaleza de los fenómenos de superficie que involucran la obtención de imágenes de radar es diferente a las imágenes del espectro visible-infrarrojo. Cuando la radiación visible-infrarrojo choca en la superficie sufre efectos de absorción o reflectancia. La respuesta de estos efectos depende del material, de ahí que las imágenes den información respecto a la composición del objetivo.

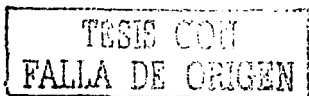
En cambio, cuando las microondas de radar chocan en una superficie, son reflejadas dependiendo de las propiedades físicas y eléctricas de ésta, en lugar de sus propiedades químicas. La energía de la señal de radar que regresa, se ve afectada por factores como cobertura vegetal, pendiente, rugosidad del terreno y conductividad del área de estudio; ésta última se relaciona con la porosidad del suelo y con su contenido de agua.

Consecuentemente, los datos de radar y los del visible-infrarrojo se complementan y proporcionan información diferente acerca de la misma área, con lo cual se puede generar una sola imagen donde estos dos tipos de datos se combinan por sí mismos. La técnica para lograrlo se llama fusión de imágenes.

La investigación y desarrollo de la fusión ha crecido con las diversas modalidades de obtención de imágenes, siendo una herramienta útil para evaluar nuestra área de estudio, la cuenca y Ciudad de México. Esta región tiene tipos de cobertura muy heterogéneos, áreas urbanas con diferentes niveles de urbanización. La gran presión sobre los espacios urbanos en la Ciudad de México se encuentra en el contorno urbano donde la ciudad da paso a los asentamientos de desarrollo espontáneo; el paisaje urbano se caracteriza por pavimento y pocas zonas verdes, que con frecuencia son anualmente sustituidas por edificios en un 3.7 %, especialmente en los barrios más pobres de la ciudad (Chacalo *et al.*, 1996). La utilidad de este estudio es tratar de generar dos caracterizaciones para evaluar el paisaje urbano y el rural; la primera da una idea de la distribución de áreas arboladas urbanas y bosques rurales y la segunda sobre la retícula de calles en la ciudad.

Se estudian diferentes técnicas de fusión de imágenes como análisis de componentes principales, fusión de pirámides, morfología matemática y transformada de onduleta (wavelet) y se analizan los alcances de cada una de estas técnicas. El estudio fue aplicado a los sensores ERS-2 o Radarsat con landsat 7 ETM+, QuickBird (4m) con su pancromática (0.64m), y landsat 7 (30m) con su pancromática (15m).

Dadas las características de los sensores, el proceso de fusión requiere de gran cuidado para adaptar la información entre sensores satelitales; para esto es importante considerar características del sensor como: órbita, geometría y radiometría (imagen óptica y de radar), resolución espacial, temporal y espectral, las



cuales son necesarias para el procesamiento antes de llevar a cabo la fusión de imágenes y así evitar la generación de artefactos o información errónea.

El presente trabajo está dividido en siete capítulos y dos apéndices, con los cuales se intenta cubrir la teoría y los fundamentos, así como los algoritmos para realizar la fusión de imágenes de radar e imágenes ópticas multispectrales.

En el capítulo 1 se tratan los conceptos básicos de imágenes en el espectro visible y en el de microondas. Debido a que se trabajó con sensores diferentes, se estudiaron las ventajas y desventajas de ambos sistemas, se aplicaron los diferentes tipos de correcciones, tanto las geométricas como las radiométricas. De este modo, en el capítulo 2 se describen los fundamentos de imágenes de radar y ópticas que nos llevan a su procesamiento antes de realizar la fusión de ambos tipos de información; se comenta el funcionamiento del radar y las distorsiones geométricas en éste, así como los problemas de radiometría y de ruido speckle.

El capítulo 3 presenta los conceptos de fusión de datos, niveles de fusión y se explican las diferentes técnicas de fusión de datos. Los capítulos 4 y 5 describen los algoritmos utilizados en este trabajo, los cuales son análisis de componentes principales, pirámide morfológica, pirámide de gradiente, pirámide laplaciana, pirámide de laplaciana FSD, pirámide de cociente paso bajo y transformada de ondúleta. Los resultados obtenidos después de realizar el procesamiento de corrección geométrica y radiométrica y las mejoras en las imágenes se presentan en el capítulo 5.

En el capítulo 6 se muestran los resultados de fusión y las metodologías de fusión piramidal y transformada de ondúleta. Para poder analizar las diferentes metodologías de fusión es necesario realizar el estudio sobre una imagen de alta resolución en la que se pueda estudiar el comportamiento de bordes con mayor claridad, como la de QuickBird. Se aplicaron dos métodos de evaluación, uno cualitativo y otro cuantitativo, presentados en el capítulo 6. El primer método consiste en generar una imagen a color con las bandas multispectrales por análisis de componentes principales (PCA). El segundo requiere de una clasificación isodata de dos clases en las imágenes obtenidas con el método anterior; esta clasificación se compara con una clasificación de referencia y se calcula el Índice kappa (k).

A partir de la mejor selección del método de fusión, se lograron generar imágenes híbridas fusionadas con el Índice de vegetación (NDVI) y la banda pancromática con radar. Dichas imágenes presentan tres características importantes: aumento de brillantez, realce de vegetación y mejora de resolución. La imagen generada fue considerada como una banda espectral para ser clasificada junto con las bandas multispectrales; el resultado de la clasificación se discute en esta sección 6.22.

La discusión, presentada en el capítulo 7, se centra principalmente en las diferencias existentes entre diferentes metodologías de fusión de imágenes; se discute con base en los métodos de PCA y el Índice kappa. Finalmente, se señalan las conclusiones del trabajo de tesis.



Asimismo, para un mejor entendimiento del tema de calibración de radar, se incluyeron dos apéndices los cuales fueron muy útiles para el entendimiento de la obtención de imágenes de radar.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

TEBIS CUM
FALLA DE MEN

CAPÍTULO 1

Principios y fundamentos básicos de imágenes en el visible y en microondas

1.1. Conceptos y fundamentos básicos

La percepción remota es una disciplina que nos permite obtener información a distancia de los objetos situados sobre la superficie terrestre. Un sistema de percepción remota está compuesto por el sensor, el objeto observado y el flujo energético que los relaciona. Los sensores remotos utilizan ondas electromagnéticas para determinar o estimar la existencia de objetos, así como también para obtener las características de ellos; esto se logra por medio de la recepción y análisis de las ondas electromagnéticas que interactúan con los objetos. Las propiedades de la radiación electromagnética se explican a través de dos teorías: la teoría ondulatoria (Huygens-Maxwell) y la teoría cuántica (Planck, Einstein).

Se denomina espectro electromagnético a la sucesión creciente de longitudes de onda de todas las radiaciones conocidas. Las regiones del espectro son las siguientes: rayos gamma, rayos X, rayos ultravioleta (UV), espectro visible, infrarrojo próximo (IRp), infrarrojo térmico (IRt), microondas, radar, ondas de televisión y radio (figura 1.1).

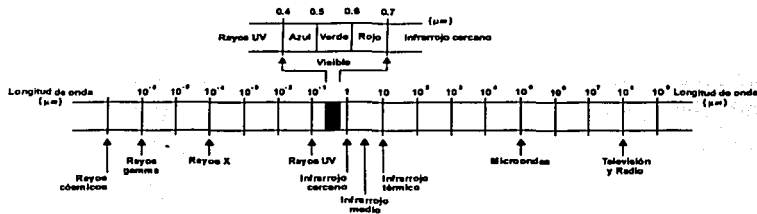


Figura 1.1.
Espectro electromagnético.

La energía electromagnética se transmite de un lugar a otro, siguiendo un modelo armónico y continuo, a la velocidad de la luz y con dos campos de fuerzas ortogonales entre sí (Lillesand, 2000): eléctrico y magnético. Las características de energía electromagnética puede describirse por dos elementos: longitud de onda (λ) y frecuencia (f); la longitud de onda es la distancia entre dos picos sucesivos de una onda, mientras que la frecuencia designa el número de ciclos pasando por un punto fijo en una unidad de tiempo $c = \lambda \cdot f$, donde c velocidad de la luz (3×10^8 m/s), λ longitud de onda en metros y f frecuencia en ciclos por segundo. Para

calcular la cantidad de energía transportada por un fotón, siempre que se conozca su frecuencia se tiene:
 $E = h \cdot f$, h es la constante de Planck. Asimismo podemos expresar: $E = h \left(\frac{c}{\lambda} \right)$

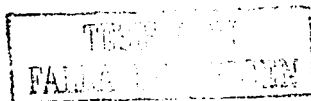
Las variables que pueden deducirse potencialmente a partir de imágenes de percepción remota son muchas, siendo la característica común que están relacionadas de un modo u otro con las propiedades ópticas de los objetos, con su distancia al sensor o con su posición. Estas variables pueden obtenerse de modo directo e indirecto. Directamente tenemos a la reflectividad en las bandas del visible e infrarrojo próximo, la temperatura en el infrarrojo térmico, el coeficiente de retrodispersión en la región de las microondas, la altitud a partir de la visión estereoscópica o de la interferometría, y de modo indirecto el contenido de contenido de clorofila en las hojas, humedad del suelo o de las hojas, materiales en suspensión en el agua, contenido de CO_2 en la atmósfera.

La diferencia entre la formación de imágenes por radar y instrumentos ópticos estriba en que los principios físicos de los dos métodos son fundamentalmente distintos. Los sensores ópticos registran la cantidad de radiación electromagnética (en forma de incontables ondas de luz o fotones) procedente del Sol que se refleja en el suelo. Cada elemento, o píxel, de la imagen resultante se caracteriza por el brillo, o amplitud, de la luz detectada. Por el contrario, una antena de radar ilumina los objetos con una radiación coherente: las crestas y valles de la onda electromagnética emitida describe un patrón sinusoidal regular. Los radares, pues, miden la amplitud de las ondas de retorno y el punto exacto en que se encuentra su oscilación (la fase); los detectores ópticos, en cambio, sólo registran la cantidad de fotones reflejados.

1.2. Características de la radiación energética en el espectro óptico

Para entender cómo el flujo de energía interacciona con la superficie terrestre, la radiación que recibe la Tierra puede descomponerse en tres términos $\phi_{inc} = \phi_{ref} + \phi_{abs} + \phi_{tra}$, formando el flujo incidente sobre una superficie donde ϕ_{ref} flujo reflejado, ϕ_{tra} el transmitido y ϕ_{abs} el flujo absorbido (Chuvieco, 1996). Para expresar esta fórmula en unidades relativas, basta dividir cada término por ϕ_{inc} , o lo que es lo mismo la suma de reflectividad, absorptividad y transmisividad ha de ser igual a uno, es decir: $\rho_i + \alpha_i + \tau_i = 1$.

Así, cuando una cubierta refleja o emite energía a distintas longitudes de onda se le denomina firma o signatura espectral. Sin embargo, las distintas cubiertas de la superficie terrestre no tienen un comportamiento espectral único y permanente que coincida con sus firmas espectrales y permitan reconocerlas sin confusión frente a otras superficies; por ejemplo, el comportamiento de la vegetación en el espectro óptico se ve influido por la propia reflectividad de la hoja, por las características morfológicas de la planta y por la situación geográfica de ésta. Por tanto, el flujo incidente que es reflejado, absorbido y transmitido depende de las características de la superficie y de la longitud de onda a la que se observa. Entonces, el flujo de energía recibido por el sensor no sólo depende de la reflectividad de la cubierta, sino también de otros factores externos como condiciones de observación atmosférica, variaciones del medio ambiente, modificaciones debidas al relieve, ángulo de iluminación, época del año, momento de paso del satélite y geometría de la observación.



1.3. Características de la radiación energética en la región de las microondas

La región de microonda del espectro electromagnético se extiende desde longitudes de ondas de 1mm a 1m. La característica principal de esta región del espectro es que no existe influencia atmosférica. La detección remota en esta banda puede dividirse en pasiva y activa. En la detección pasiva, el sensor se limita a recoger la energía que procede de las cubiertas situadas en la superficie terrestre, mientras que en los sensores activos no sólo se recogen sino que también emiten su propio flujo de energía, en función del tipo de aplicación, de las características de emisión y de la recepción de dicho flujo. El radar (acrónimo de "radio detecting and ranging", detección y localización de radio) es un sensor activo de microonda, que trabaja en una banda comprendida entre 0.1cm y 1cm. Por tratarse de un haz emitido artificialmente, pueden controlarse las condiciones de adquisición como: ángulo, distancia, orientación, polarización, etc.

La señal de retorno registrada en los sensores de radar dependerá de factores como: naturaleza del sustrato (suelo, vegetación, agua), orientación de las características topográficas (ángulo de incidencia), aspereza superficial (rugosidad), espesor de la cubierta superficial, contenido de agua del cuerpo y propiedades dieléctricas del mismo (condiciones dieléctricas); por ejemplo, las superficies que transmiten una señal fuerte y brillante pueden comportarse como una señal débil en el rango del infrarrojo y verse oscuras en una fotografía o en el espectro visible.

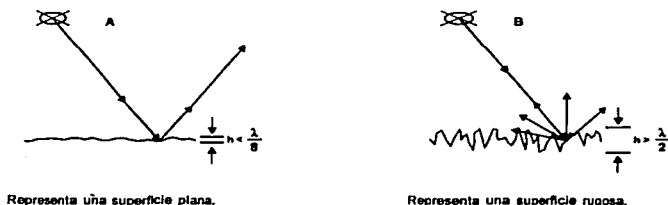


Figura 1.2.
Criterio de Rayleigh, representación de las superficies en radar.

La rugosidad se refiere a lo áspero de la superficie de un cuerpo respecto al tamaño de la longitud de onda (Lillesand, 2000). Para determinar la rugosidad de la superficie se considera la longitud de onda del radar y su ángulo de incidencia. Las propiedades de una superficie se definen según el criterio de Rayleigh: si la raíz media cuadrática (rms) de la variación de altura de la superficie excede a $\frac{1}{8}$ de la longitud de onda ($\frac{\lambda}{8}$) dividido por el coseno del ángulo de incidencia local (Sabins, 1997), se considera una superficie rugosa que actúa como reflector difuso (figura 1.2). Las superficies son lisas, según este criterio, cuando su raíz media cuadrática (rms) son menores que $\frac{\lambda}{8}$ divididas por el coseno del ángulo de incidencia. Se llaman reflectores especulares a las superficies lisas horizontales que reflejan casi toda la energía de la incidencia; el agua tranquila o los caminos pavimentados que aparecen oscuros en las imágenes de radar son ejemplos de estas superficies. Por el contrario, las superficies ásperas o rugosas dispersan la energía de la microonda incidente

en muchas direcciones; a esto se le conoce como reflexión difusa. Las superficies vegetales causan reflexión difusa y generan imágenes con un tono más brillante.

La constante dieléctrica es un valor que indica propiedades de conductividad y reflectividad de varios materiales. Para las masas vegetales con alto contenido de humedad este valor es alto y constante, pero puede variar de acuerdo con el contenido de humedad en la época de crecimiento.

Cuando la vegetación pierde vigor, el componente reflectivo del suelo, cobra mayor importancia y la constante dieléctrica disminuye significativamente. Longitudes de onda grande y ángulo pequeño pueden atravesar el estrato vegetal y obtener información sobre la humedad del sustrato vegetal.

La constante dieléctrica se puede utilizar para caracterizar materiales en la superficie de la Tierra, midiendo las propiedades de conducción y reflexión de un cuerpo. Se presentan valores bajos cuando el cuerpo tiene bajo contenido de humedad y altos cuando la presencia de agua es mayor. Los cuerpos con contenido de agua son buenos conductores; sin embargo, las superficies metálicas también son importantes conductores y tienen valores de retrodispersión elevados.

En contraste, el suelo y otros materiales secos presentan valores bajos de la constante dieléctrica; la presencia de agua en el suelo o vegetación altera significativamente la señal de retorno enviada por el radar, su respuesta es mayor a la de los suelos descubiertos y secos. Las condiciones de humedad de los suelos pueden inferirse en función de la retrodispersión de la señal. La cantidad de humedad en el suelo o sobre la vegetación afecta la cantidad de la señal de retorno recibida. Lo anterior se representa como variaciones en los niveles de grises en la imagen.

La señal enviada por un radar como Lidar (sensor de tipo activo) permite penetrar entre las copas de los árboles y suelo desnudo, consiguiendo información vertical sobre las propiedades físicas de vegetación que se desarrolla debajo de las copas de los bosques (Lillesand, 2000). De acuerdo con la morfología del terreno, las señales que inciden con un ángulo elevado producen áreas en la imagen con sombras marcadas y deformaciones geométricas. Las sombras son originadas por la orientación de la antena respecto de la superficie del terreno. Estas características de la respuesta del terreno a la señal del radar pueden ser aprovechadas para generar imágenes con efecto estereoscópico; si se consiguen nuevas imágenes pero de distintos ángulos. Estas se utilizan de manera importante en modelación en tres dimensiones (3D) dentro de estudios de geología y geomorfología (Leberl, 1979).

La polarización es un parámetro relacionado con aspectos físicos de la superficie. La polarización de una onda electromagnética se refiere a la orientación del campo eléctrico durante la propagación. Asimismo, puede ser considerada como la orientación de un campo eléctrico respecto a su campo magnético. Si el vector de campo eléctrico es paralelo a la superficie de la Tierra, la onda se dice que esta polarizada horizontalmente. Si es vertical la onda se dice ser verticalmente polarizada. La polarización puede ser de dos tipos:

Semejante: Cuando la señal emitida y recibida por el sensor tienen la misma polarización (Horizontal-Horizontal *HH* o Vertical-Vertical *VV*).

Cruzada: Cuando varía la señal emitida con la recibida por el sensor (Horizontal-Vertical *HV* o Vertical-Horizontal *VH*).

La polarización cruzada (*HV*) da una imagen con menos contraste mostrando diversos tipos de vegetación en comparación con la polarización semejante. La compleja interacción del radar con la superficie terrestre produce una señal de regreso dependiente, de la orientación de la pendiente, la rugosidad de la superficie, la cobertura vegetal y el contenido de agua en vegetación y suelo, por lo que no siempre es posible predecir cuál imagen *HH* o *HV* dará un mayor contenido de información para una aplicación particular.

La polarización se establece por la antena del radar, que puede ser ajustada para transmitir y recibir en diferentes modos de polarización. Esto es, la señal puede ser filtrada de tal forma que la vibración de onda eléctrica sea restringida. Una señal de radar puede ser transmitida y recibida en su plano horizontal (*H*) ó vertical (*V*). De aquí, se tienen cuatro diferentes combinaciones de la recepción y transmisión de la señal: *H* enviada, *H* recibida (*HH*); *H* enviada, *V* recibida (*HV*); *V* enviada, *H* recibida (*VH*) y *V* enviada, *V* recibida (*VV*). La reflectividad de las microondas por parte de un objeto depende de la relación entre el tipo de polarización y la estructura geométrica del objeto.

Sobre superficies boscosas, las señales con polarización horizontal son poco retrodispersadas por las copas del bosque y éstas penetran e interactúan con los objetos debajo de ellas, mientras que con la polarización vertical, la señal interactúa con las copas y los troncos, obteniéndose una alta retrodispersión. La utilización de polarización cruzada puede aumentar la cantidad de información obtenida de un objeto por ejemplo, se puede distinguir claramente pasto de plantas pero la resolución disminuye por la baja señal de retorno de la polarización cruzada. Es posible combinar ambas polarizaciones para los distintos rangos de longitudes de ondas (bandas) que utilizan los radares (bandas *X*, *C* o *L*); con la finalidad de incrementar el contenido de información sobre un determinado objeto (véase Tabla 1.1).

Designación de banda	Longitud de onda (cm)	Rango de frecuencia nominal $\nu = c\lambda^{-1}$ [MHz (10^6 ciclos/seg)]	
L	15	1000 MHz	2000 MHz
S	7.5	2000 MHz	4000 MHz
C	3.75	4000 MHz	8000 MHz
X	2.4	8000 MHz	12,000 MHz
K_u	1.67	12 GHz	18 GHz
K	1.1	18 GHz	27 GHz
K_a	0.75 - 1.1	27 GHz	40 GHz

Según la naturaleza del sustrato, el haz se dispersa principalmente hacia la atmósfera (caso del suelo), dentro del propio objeto (caso de la vegetación), o se refleja especularmente (caso del agua) (figura 1.3a). Hay algunas reglas generales para aplicar a ciertos tipos de cobertura, por ejemplo, el agua es generalmente oscura,

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

producto de la reflexión especular y retorno de señal débil, mientras que las áreas urbanas, son siempre muy brillantes, debido a la presencia de esquinas reflectoras (figura 1.3b).

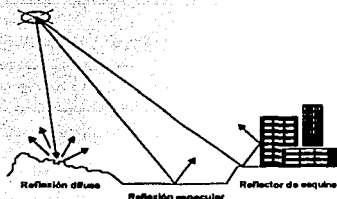


Figura 1.3a.
Tipos de reflexión en radar.

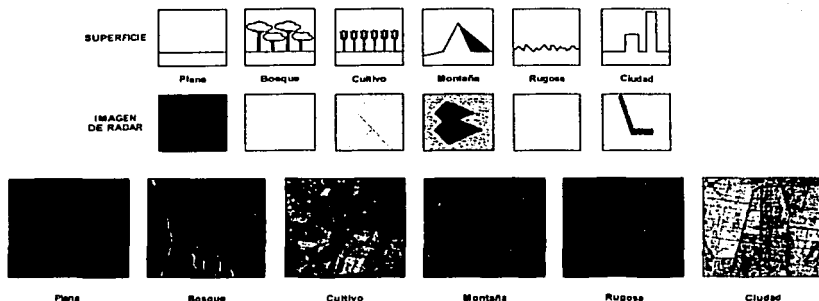
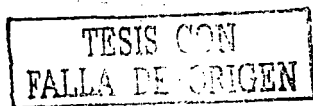


Figura 1.3b.
Representación de diferentes superficies de terreno en la imagen de radar.

La presencia de vegetación tiene un efecto apreciable en la onda de radar por su alto contenido de humedad. Las ondas de radar interactúan con un dosel de vegetación como un grupo de múltiples reflexiones. Cuando la longitud de onda del radar se aproxima al tamaño de la planta, un grupo de reflexiones son fuertes y si el dosel de la planta es denso, la fuerza de retrodispersión de vegetación es fuerte. En general longitudes entre 2 a 6cm son mejores para doses de cultivos (maíz, trigo) y hojas de árboles. Longitudes mayores (10 a 30cm) son mejores para árboles. La profundidad de penetración en masas vegetales depende primordialmente de la longitud de onda a la que se trabaje, de las condiciones de humedad del sustrato y de la polarización.

Es muy difícil poder interpretar los tipos de bosques con doses cercanos en el espectro óptico. El radar penetra doses de bosques, lo que permite determinar estructura vegetal de ramas y follaje, se pueden



identificar claramente las formaciones forestales de vegetación herbácea, arbustiva e inundada. Leckie (1990) trabajó con sinergismo de radar para diferentes polarizaciones con el objeto de discriminar tipos de bosque obteniendo 74% de precisión. Según la polarización que se utilice para algunas bandas, se puede obtener información específica de la vegetación. La banda X es más sensible a la geometría y orientación de las hojas; con polarización cruzada HV o VH puede evaluarse la rugosidad de la vegetación; con la banda C la biomasa de la hoja y con la banda L la biomasa de la madera utilizando polarización semejante HH o VV .

La profundidad de penetración de la microonda depende del contenido de humedad del suelo y de la polarización de la onda limitándola a unos centímetros (Lillesand, 2002). La penetración es mayor en suelos secos y con polarización semejante y menor en suelos húmedos con polarización cruzada. La profundidad de penetración en el suelo aumenta cuanto mayor es la longitud de onda y disminuye con el contenido de humedad en el suelo. La dispersión de las microondas se afectan por las características de superficie y subsuelo. Las microondas de la banda L pueden penetrar materiales muy secos como la arena del desierto, hasta profundidades de 1 a 2 cm y obtener respuesta del sustrato.

Los edificios, puentes y barcos reflejan fuertemente la energía de microonda de regreso al sensor y aparecen como puntos brillantes sobre la imagen. Las calles en la ciudad aparecen negras, debido a su reflexión casi especular, lo que permite un mapeo de calles y vías con imágenes de radar (Toutin, 2001). Los núcleos de población, altamente rugosos a longitudes largas, también aparecen con tonos claros, lo que permite discriminarlos frente a espacios cultivados. En el caso de zonas urbanas, la señal de retorno es muy intensa, porque los reflectores de esquina cambian la trayectoria de la señal incidente, retornándola en la misma dirección de origen.

Las superficies de agua tranquila tienden a reflejar especularmente la señal de microonda. Por lo que el resultado en la imagen de radar se ve oscura y provee fuertes contrastes entre su límite con la tierra u otros cuerpos, recibiendo el radar una señal muy débil, aunque es posible penetrar este cuerpo y obtener información utilizando longitudes de onda larga y ángulos de incidencia muy bajos. Con señales de microondas, también es posible saber sobre la rugosidad de la superficie (oleaje) y de la presencia de cuerpos extraños flotando como pueden ser películas de petróleo, barcos o su dirección de desplazamiento. Los barcos actúan como puntas brillantes que están en contraste con el océano, el problema es que depende del tamaño del barco y de la velocidad del viento (RSI, 2002).

Cuando el agua está congelada en estado de nieve o hielo, las señales del radar serán modificadas dependiendo de la edad, pureza y compactación de la capa, además de su rugosidad, geometría interna y temperatura. En condiciones de máxima pureza la nieve tiene un comportamiento similar al agua estática y refleja las microondas especularmente. Mapear nieve depende del contenido de agua líquida, la nieve húmeda (*wet snow*) tiene una señal débil y la nieve seca es bastante transparente a la energía de microondas.

TESIS CON
FALLA DE CUBRIR

**TESIS CON
FALLA DE ORIGEN**

CAPÍTULO 2

Radar

2.1. Introducción a las imágenes de radar

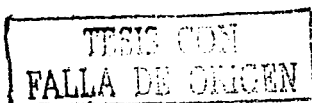
El radar es un instrumento para detectar e identificar objetos distantes, mediante el uso de microondas, y constituye un sistema de sensado activo, consiste en una antena que genera y envía la señal de microondas en dirección de la localización del objeto en detección, la señal de regreso, es localizado por la misma antena. Por tratarse de un haz emitido artificialmente, pueden controlarse las condiciones de adquisición: ángulo, distancia, orientación y polarización. En general, las imágenes de radar se generan por dos tipos diferentes de sensores: SLAR (*Side-Looking Airborne Radar*) y el SAR (*Synthetic Aperture Radar*). En los aviones y satélites en órbita equipados con antenas de radar pueden tomarlas de día y noche por que el radar se proporciona, en cierto sentido, su propia fuente de luz. Ni las cubiertas de nubes oscurecen esas imágenes, ya que las gotas de agua no estorban a las señales de radio. El sensor transmite y recibe en movimiento. La señal recibida en un intervalo de tiempo determinado se combina para crear la imagen.

Los SAR son sistemas de radares coherentes que generan imágenes de alta resolución, es decir, su radiación es coherente, debido a que los paquetes de onda tienen la misma longitud de onda y fase. Una apertura sintética o antena virtual, consiste en un extenso arreglo de sucesivas y coherentes señales de radar que son transmitidas y recibidas por una pequeña antena durante el recorrido de vuelo u órbita. El sensor mide la amplitud de la señal de las ondas de retorno y la fase, es decir el punto exacto en que se encuentra su oscilación. La medición de la fase es muy útil para calibrar la distancia de un objeto con una precisión de un centímetro, la amplitud asociada a un pixel dado en una imagen indicará si habla muchos o pocos reflectores elementales en el lugar correspondiente del suelo (Massonnet, 1997).

Como el sensor transmite y recibe en movimiento los pulsos enviados a los puntos de estudio de la superficie terrestre, en dos o más momentos distintos de trayectoria. La resolución que se obtiene es equivalente a utilizar una antena de similar longitud a la distancia entre ambos puntos, llamada antena larga virtual, la cual es la base de los radares de apertura sintética.

Si se hace una analogía entre un sistema de captura de imágenes óptico y un radar, la antena rectangular de radar que transmite y recibe la señal en microondas, es el equivalente al arreglo de lentes. En sensores ópticos la longitud focal determina la resolución, mientras que en el sistema de radar la resolución está dada por la longitud de la antena en la dirección de vuelo.

Los sistemas de proyección de imagen radar registran las diferencias en tiempos de desplazamiento entre el envío y su retorno de la señal (señal retrodispersada). La distancia entre el objeto y la antena es igual a la velocidad de propagación de la señal a través de la atmósfera, multiplicada por el tiempo que le lleve alcanzar



la antena, esto es, la relación entre la velocidad de la radiación del espectro electromagnético, el tiempo y la distancia viajada.

2.2. Funcionamiento del radar

Los equipos de radar están compuestos por un transmisor, un receptor, una antena y un sistema electrónico para procesar y grabar datos. En radar, los transmisores y receptores suelen hallarse juntos. El transmisor emite un haz de ondas electromagnéticas mediante una antena que concentra las ondas en un haz coherente apuntando en la dirección deseada. Cuando las ondas chocan con un objeto que se encuentra en la trayectoria del haz, algunas se reflejan y forman una señal de eco. La antena capta la energía contenida en dicha señal y la envía al receptor. Mediante un proceso de amplificación y tratamiento informático el receptor del radar genera una señal en el dispositivo de visualización (computadora).

El funcionamiento del radar implica que el transmisor emita una gran cantidad de energía para recibir, detectar y cuantificar una mínima fracción de toda la energía de radio devuelta en forma de eco. Una forma de solucionar el problema al detectar este eco en presencia de la enorme señal emitida es el sistema de pulsos. Su principio de operación se basa en el efecto Doppler, que afecta a la observación realizada cuando existe un movimiento relativo entre objeto y sensor. El SAR registra los pulsos de un mismo punto de la superficie terrestre en dos momentos distintos de la trayectoria a la que se obtendría con una antena de similar longitud a la distancia existente entre dos puntos. Los datos (ecos) adquiridos por un sistema SAR necesitan ser procesados para que sea generada una imagen correspondiente a estos datos a través de computadoras.

Para interpretar una imagen de radar es importante conocer algunos aspectos geométricos que existen entre el haz incidente con la superficie del terreno y de las distorsiones que se observan en la imagen. En las figuras 2.1a y 2.1b se muestra la geometría básica de un sistema de imagen por radar de apertura sintética. En este sistema, la plataforma (satélite) con el sensor SAR se desliza a una velocidad v con relación al suelo, a una altura H , apuntando la antena lateralmente con un ángulo θ con relación al nadir (lugar geométrico sobre la superficie de la Tierra directamente debajo del radar a lo largo de su línea de vuelo).

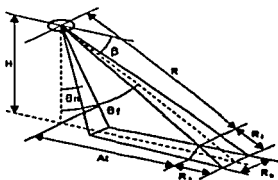


Figura 2.1a.
Geometría de un sistema de radar.

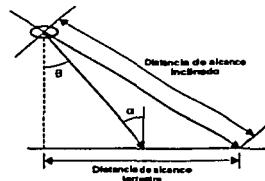


Figura 2.1b.
Relación alcance inclinado-terrestre.

Donde β ángulo de depresión, θ_n ángulo de incidencia del borde cercano, θ_f ángulo de incidencia de borde lejano, R alcance inclinado, A_T alcance terrestre, R_n resolución en el alcance, R_r resolución en la dirección azimut, R_i resolución en el alcance inclinado.

La señal de radar se transmite oblicuamente a los ángulos rectos en la dirección de vuelo que ilumina un ancho de barrido. El ancho de barrido del sensor es la franja de la superficie de la Tierra donde se recolectan los datos, el ancho de barrido es una medida perpendicular a la extensión longitudinal del barrido, que se compensa del nadir. El alcance se refiere a la dirección del vuelo, mientras el azimut es paralelo a la dirección de éste. La porción de barrido cerca del nadir se llama alcance cercano y la más lejana alcance lejano.

El ángulo de incidencia α describe la relación entre la iluminación del radar y la superficie de tierra. Específicamente, es el ángulo entre el haz del radar y un objeto en la superficie. El ángulo de incidencia ayuda a determinar el aspecto de un objeto en la imagen.

Todos los alcances de la antena del radar miden la línea radial de distancia de la vista entre el radar y cada objeto de estudio en la superficie. Ésta es la distancia de alcance inclinado R . La distancia de alcance terrestre es la verdadera distancia horizontal a lo largo de la Tierra que corresponde a cada punto medido en el alcance de la inclinación A_T .

2.2.1 Procesamiento multi-vistas (multi-looks)

Las mediciones de la amplitud tendrán ruido, ya que las reflexiones individuales que contribuyen a un píxel se suman e intensifican la reflexión global (interferencia constructiva) o se anulan unas a otras (interferencia destructiva). Una parte del problema se solventa tomando el promedio de las amplitudes de los píxeles. El proceso *multi-look* (número de vistas obtenidas de una escena) consiste en dividir la apertura sintética en vistas. La figura 2.2 ilustra un ejemplo de la división de la apertura sintética en tres vistas (*looks*).

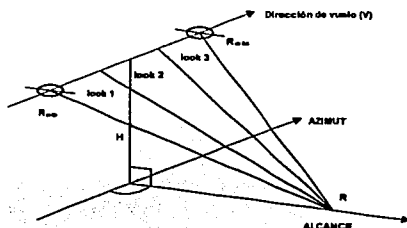


Figura 2.2.
Intervalo de la apertura sintética ($R_{mLr} = R_{mDr}$).

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

La imagen final se compondrá por la media de las imágenes de cada vista, generadas separadamente. Se considera que las imágenes de cada vista son independientes estadísticamente entre sí. Esta técnica aumenta la relación señal-ruido de la imagen final, la cual es proporcional a la raíz cuadrada del número de looks, lo que disminuye el efecto del ruido speckle (punteado).

Las imágenes multi-vistas normalmente son representadas en imágenes en formato magnitud, o sea $A = \sqrt{C_i^2 + C_r^2}$, donde C_i y C_r son los elementos reales e imaginarios de la señal recibida por la antena; las imágenes en amplitud también son conocidas como imágenes lineales. Para este tipo de imágenes, generalmente se utilizan de 16 a 8 bits por pixel.

Las imágenes también se pueden representar en intensidad, es decir, $I = C_i^2 + C_r^2$; las imágenes de intensidad son de detección cuadrática y necesitan en general 32 bits para representar cada pixel.

Para modelar la amplitud A de la señal que adquiere el radar, se emplea la distribución de Rayleigh

$$p(A) = \frac{2A}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{A^2}{\sigma^2}\right); \quad A \geq 0 \quad (2.1)$$

la medida de la distribución Rayleigh está dada por

$$\mu_a = \frac{\sigma\sqrt{\pi}}{2} \text{ y la variancia } \sigma^2_a = \frac{(4-\pi)\sigma^2}{4} \quad (2.2)$$

El cociente de la media entre la variancia proporciona una relación señal/ruido en la imagen de radar (Camarillo, et al 1998).

A la intensidad I le corresponde la distribución exponencial

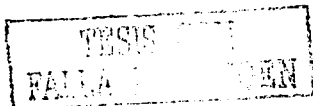
$$p(I) = \frac{1}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{I}{\sigma^2}\right) \quad I \geq 0 \quad (2.3)$$

donde la media $\mu_I = \sigma^2$ y la variancia $\sigma^2_I = \sigma^4$

El speckle tiene la naturaleza de ruido multiplicativo con media unitaria y su desviación estándar igual al inverso de la relación señal a ruido de la imagen SAR.

2.2.2 Antenas y resolución

Una antena (Merrill, 1999) es la zona de transición entre la propagación de la onda en el espacio libre y la línea de transmisión y viceversa. Las antenas son análogas a los sistemas de lentes en los que una antena larga se puede comparar a la lente de un telescopio (longitud focal larga), mientras que una antena más corta es similar a una lente ancha (longitud focal corta). Para continuar la analogía, una antena larga proporciona una imagen detallada o de alta resolución de un área pequeña, mientras que una antena corta provee una imagen de un área grande con menos detalle.



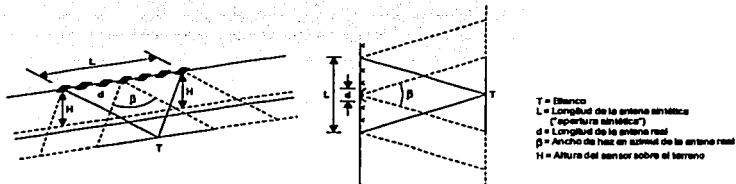


Figura 2.3.

Generación de una antena de apertura sintética de longitud L a partir de una antena real de longitud d.

El principal problema del radar es su baja resolución como consecuencia del escaso diámetro de la antena (Chuvieco, 1996). La resolución espacial de un sistema de apertura circular puede calcularse como $R_r = \frac{R\lambda}{\phi}$. La ecuación anterior nos dice que el tamaño del objeto mínimo identificable sobre la imagen está directamente relacionado con la longitud de onda λ y la altura de observación (distancia entre la antena y la superficie) H e inversamente con el diámetro de apertura de la antena ϕ . Considerando que la resolución espacial es distinta tanto en la dirección paralela a la trayectoria, azimutal, como en la dirección perpendicular. Para la resolución azimutal la mínima distancia en el terreno que debe existir entre dos objetos para que se puedan distinguir en la imagen depende de la anchura horizontal del haz emitido ϕ y de la distancia entre la antena y la superficie R . La resolución azimutal también puede escribirse en función de la longitud de la antena (L_a)

$$r_{az} = \frac{R\lambda}{L_a} \quad (2.4)$$

Por tanto, el ancho del rayo proveniente de la antena determina la resolución en la dirección del vuelo o del azimut, la amplitud de la señal es directamente proporcional a la longitud de onda del radar e inversamente proporcional a la longitud de la antena que la transmite. Esto significa que la resolución se determina con la distancia a la antena. Para tener una alta resolución en la dirección azimut, la antena del radar debe ser muy larga.

La resolución en el alcance terrestre depende de la duración de los pulsos emitidos; para que el sistema pueda discriminar dos objetos, su distancia en el terreno debe ser superior a la mitad de la longitud del pulso (la mitad, debido a que el pulso tiene que enviarse y regresar); la resolución en el alcance se puede escribir

$$r_p = \frac{c\tau}{2B\sin\alpha} \quad (2.5)$$

donde c velocidad de la luz
 B ancho de banda
 α ángulo de incidencia de la onda
 τ longitud del pulso transmitido

En general, la resolución en un sistema de radar se controla por la longitud de la señal y el ancho del rayo proveniente de la antena. La longitud del pulso determina la resolución en la dirección de propagación de la energía (dirección del alcance). Es decir, pulsos cortos dan una resolución alta en el alcance. La resolución de

la imagen en la dirección del alcance depende de la longitud de la señal, por ejemplo, pulsos más cortos dan una resolución más fina.

En un sistema de apertura sintética la longitud de la antena se incrementa artificialmente, ya que se genera a partir de registrar la señal en dos momentos a lo largo de la trayectoria, la resolución en azimut sigue dependiendo de la distancia del objeto observado.

2.2.3 Coeficiente de retrodispersión

Al emitir un haz de microondas desde un radar a la superficie terrestre, la mayor parte de ese haz es dispersado al contacto con ellas. La señal de radar es una relación entre la energía transmitida por las microondas a la Tierra y la energía reflejada, es decir la señal de regreso al sensor. La energía o señal que regresa al sensor se llama retrodispersada. La retrodispersión de una superficie terrestre depende de la topografía, de la escala de rugosidad, de la geometría del terreno, del ángulo de incidencia del haz y de las propiedades dieléctricas, las cuales son afectadas por los niveles de humedad. Un valor bajo de retrodispersión se refleja en las imágenes con niveles de grises cercanos al negro, mientras que un valor alto de retrodispersión se muestra en tonos claros o niveles de grises cercanos al blanco.

La señal enviada por el radar a la superficie de la Tierra se comporta de manera diferente con la rugosidad y geometría del terreno, el ángulo de incidencia del flujo de energía y la polarización.



Figura 2.4.
Interacción de energía en un sistema SAR.

La energía retrodispersada por un cuerpo puede calcularse en función de la ecuación fundamental del radar (Memill, 1999, Lacomme, 2001). La ecuación fundamental del radar es

$$P_r = \frac{P_t G^2 \lambda^2 \sigma}{4\pi^3 r^4} \quad (2.6)$$

donde P_r potencia de retrodispersión (potencia retrodispersada)

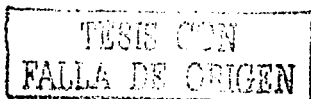
P_t la potencia emitida por el radar

G factor de ganancia de la antena

r distancia entre el sensor y la cubierta

λ longitud de onda,

σ sección eficaz de retrodispersión



Precisamente, el factor σ es el que tiene mayor complejidad, puesto que depende de diversos factores. Entre los más importantes están: la rugosidad del material, las condiciones dieléctricas y las condiciones de terreno (pendiente y orientación frente al flujo emitido).

2.3. Distorsiones geométricas de la imagen de radar

2.3.1 Geometría de la imagen de radar

Para interpretar una imagen de radar es importante conocer la geometría de obtención de imágenes de radar, esta tiene gran influencia en el relieve, ya que modifica el ángulo local de incidencia, además de transformar la superficie real en superficie proyectada sobre la imagen. Las distorsiones son inducidas por las variaciones de la elevación en la superficie o por el cambio de la plataforma (velocidad, dirección y altitud). Las variaciones de la elevación dan como resultado distorsiones conocidas: acortamiento de pendiente o escorzo (*foreshortening*), inversión por relieve (*layover*) y sombra (*shadow*).

La distorsión llamada acortamiento de pendiente es el efecto por el cual las colinas y/o montañas en la imagen parecen comprimidas, por ejemplo la base de una ladera y la cima de la montaña son reflejadas al mismo tiempo, en la imagen resultante se observa una superposición de estas. La señal del radar generalmente refleja la parte superior, de la montaña, y aparece más cercana que la base de la montaña, la imagen ofrece las distancias reales como acortadas e inclinadas. El acortamiento puede ser reducido al mínimo usando un ángulo de incidencia menos agudo. Sin embargo, ángulos de incidencia más bajos muestran mayor cantidad de sombras en la imagen.

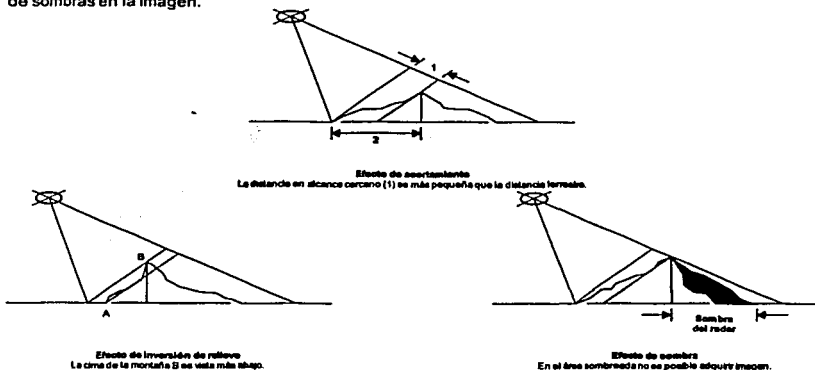


Figura 2.5.
Efectos del relieve sobre la imagen de radar (RSI, 2002).

Cuando el acortamiento comienza a ser extremo, el resultado es la pérdida de un lado de la montaña, se conoce como inversión por relieve o solapamiento inverso.

La inversión del relieve es el efecto donde la imagen de un objeto aparece inclinado hacia la dirección de la antena de radar, lo cual se debe a que las cimas de los objetos o de las cuestas son reflejadas antes que sus bases. Los efectos de inversión son más grandes sobre el lado del alcance cercano de las imágenes.

Las sombras son también una característica de muchas de las imágenes de radar y ocurren principalmente en las juntas y fallas; éstas se ven afectadas por cambios de iluminación en la orientación de figuras. El efecto del relieve provoca sombra en las vertientes opuestas a la dirección de observación; lo anterior depende de la altitud del terreno y del ángulo de incidencia, lo cual implica pérdida de información de esas laderas.

La sombra es muy útil para los intérpretes de imágenes interesados en el relieve del terreno. La sombra es una de las señales usadas para la percepción de profundidad. Las sombras del radar producen un efecto tridimensional sin necesidad de un estereoscopio.

Los factores de acortamiento y solapamiento inverso pueden corregirse si está disponible el modelo digital de terreno con una buena precisión (Guindon, 1992). Pero es más complicado corregir el efecto de relieve cuando dejan en sombra vertientes opuestas a la dirección de observación.

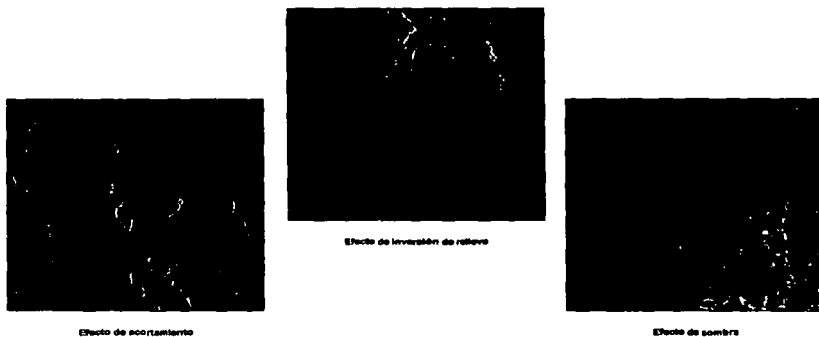
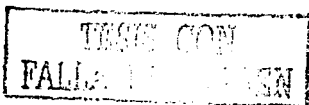


Figura 2.6.
Imagen de radar de satélite RADARSAT. México, Sierra de Guadalupe, 1998. Efecto de sombras, inversión de relieve y acortamiento de pendiente.

La forma de adquisición en radares genera distorsión geométrica ya que la obtención de la imagen está en la vista lateral del radar. Esta vista lateral hace que la imagen obtenida tenga una proyección inclinada con relación al suelo, lo que ocasiona una compresión de la imagen. El radar está midiendo la distancia en alcance inclinado en lugar de la verdadera distancia horizontal a lo largo de la Tierra. Para convertir la imagen a un



formato apropiado de alcance terrestre se utiliza la trigonometría, a través de la distancia alcance inclinado y de la altitud de la plataforma. La imagen de radar se analiza en una configuración de alcance terrestre, este formato puede o no puede venir aplicado en algunos productos de imágenes de radar. La corrección de alcance inclinado a alcance terrestre ya viene implementada en el caso de los productos PRI del sensor ERS-2 y del producto SGF en el sensor RADARSAT-1.

2.3.2 Comparación del sistema óptico y de radar

Las imágenes de radar aparecen muy diferentes con respecto a las fotografías aéreas o las imágenes de los satélites ópticos; por ejemplo, en figuras verticales la diferencia más marcada es el efecto de desplazamiento (CCRS, 2002).

En las fotografías aéreas y otras imágenes ópticas, el desplazamiento del relieve se ve alejándose del punto del nadir, debido a que las partes altas son registradas en la imagen más lejana que las partes más bajas de una estructura. En cambio, en las imágenes de radar las partes altas de una estructura pueden reflejar las señales antes que la base, así el desplazamiento del relieve se acerca hacia el nadir (figura 2.7).

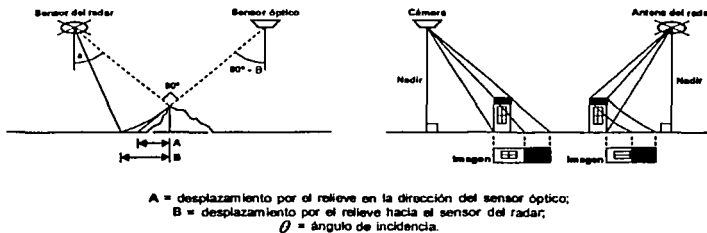
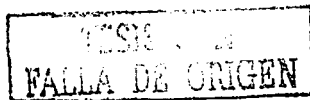


Figura 2.7.
Desplazamiento debido al relieve en la imagen de radar.

Las distorsiones en la dirección del alcance en imágenes de radar son como las de fotografías oblicuas. Pero, como se puede ver en la figura 2.7, el desplazamiento del relieve ocurre en direcciones opuestas entre los sensores ópticos y el SAR.

La imagen generada por un radar es captada por el sensor como si la información se hubiera proyectado ortogonalmente en la dirección del radar. Por tanto, un ángulo vista α , menor que 90° , empleado generalmente en sistemas del SAR, tiene aproximadamente el mismo efecto que un ángulo equivalente de $90^\circ - \theta$ para la visión óptica oblicua (RSI, 2002).



2.3.3 Procesamiento de las imágenes de radar. Corrección geométrica

La corrección geométrica en SAR, requiere considerar el modelo digital terreno, para poder corregir las distorsiones (Kwork, 1987, Guindon, 1992, Naraghi, 1993, Rees, 2000, Vencatasawmy, 2000) provocadas por los efectos de inversión por relieve (*layover*), sombra y escorzo (*foreshortening*), para obtener una ortoimagen. Una ortoimagen es una imagen digital que ha sido procesada a través de la ortorectificación para corregir desplazamientos debido a la perspectiva del sensor y al relieve. La ortorectificación puede ser generada mediante dos métodos, monoscópico, y estereoscópico. El monoscópico utiliza una imagen en 2D y un modelo digital de elevación 1D (MDE); el estereoscópico emplea un par estéreo 2D+ 2D.

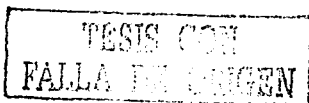
En el caso monoscópico, la ortorectificación se realiza correspondiendo puntos de la imagen con un MDE. El resultado de este proceso es una imagen digital planimétrica corregida que tiene una proyección ortogonal y se puede sobreponer sobre un mapa u otros datos georeferenciados (Naraghi, 1983). En contraste con el método monoscópico, en el método estereoscópico se puede usar un par estéreo directamente (Leberl, 1979) para extraer las coordenadas de X, de Y y de Z de la superficie a partir del modelo estéreo virtual. En este caso, se tiene más información y consecuentemente provee información suplementaria para extraer las coordenadas X, Y y Z. El remuestreo es parte de la generación de la ortoimagen.

2.3.4 Calibración de radar

En años recientes, la calibración de imágenes de datos SAR, puede ser directamente relacionada con la retrodispersión de la señal de radar desde la escena, relacionando LUT (look-up table) y el número de píxeles en la imagen con el valor de retrodispersión en radar (Freeman, 1992). Como el valor de cada pixel es proporcional a la amplitud de la radiación electromagnética retrodispersada de la superficie iluminada. Para cada punto de la escena, la energía de retrodispersión se relaciona con la energía emitida. En el caso de extender superficies compuestas de una infinidad de dispersores elementales, el término coeficiente de retrodispersión, σ^0 , es muy utilizado. Este coeficiente, tiene una dinámica alta y usualmente se expresa en decibelios (dB). Algunos se refieren como *sigma naught* o *sigma cero*. Los coeficientes de retrodispersión dan información acerca de la superficie observada. Es una función de la frecuencia, la polarización y el ángulo de incidencia de las ondas emitidas, así como de las propiedades geométricas y físicas de la superficie iluminada. Los coeficientes de retrodispersión necesitan ser calibrados antes de interpretar sus medidas tanto en tiempo como en espacio.

Los métodos de calibración SAR propuestos por Freeman, 1992 y Laur, 1996; éstos dependen del sistema SAR característico ERS1 (ver apéndice 1) y RADARSAT (apéndice 2). En el caso de datos ERS, el método de calibración se realiza por Laur (1996) (apéndice1).

$$\sigma_0 = 10 \log \left(\left(\frac{1}{N} \cdot \sum_{i,j=1}^{i,j=N} DN_{i,j}^2 \right) \cdot \frac{1}{K} \cdot \frac{\sin \alpha}{\sin \alpha_{ref}} \right) \quad (2.7)$$



donde σ_0 coeficiente de retrodispersión

N número de píxeles en el área de interés (AOI), por ejemplo, el grupo de píxeles correspondientes a la zona de estudio de la imagen

$DN_{i,j}$ número digital correspondiente al píxel en la locación (i, j)

α ángulo incidente promedio

α_{ref} ángulo incidente de referencia (23.0 grados)

K constante de calibración (específica para el tipo de producto y para el procesamiento central)

2.4. Radiometría de las imágenes de radar

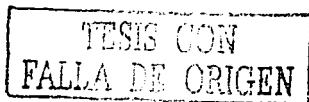
Las imágenes SAR son monocromáticas (negro y blanco) y el brillo de sus píxeles está directamente relacionada con la reflectividad del radar de la escena. Los rangos de valores radiométricos están en dos extremos: completamente oscuros y completamente brillantes. Sin embargo, si un objeto refleja mucho, su energía de incidencia al regresar al sensor, tendrá un valor digital relativamente alto y será representado como un píxel blanco. Si un objeto no refleja mucha energía, al regresar al sensor, se obtendrá un valor digital bajo y representará píxeles oscuros.

La calidad de los datos de imágenes SAR se afecta por factores inherentes al instrumento y por la geometría de iluminación. Las dos causas principales de distorsiones radiométricas perjudican la interpretación de las imágenes de radar son: el ruido speckle y el efecto del patrón de la antena.

2.4.1 Efecto del patrón de antena

La corrección del patrón de antena se refiere a las variaciones de baja frecuencia en el brillo de las imágenes causadas principalmente por la pérdida de potencia relacionada con la geometría de vista lateral.

Esta pérdida de potencia se corrige en el instante de la adquisición de cada pulso, con la finalidad de corregir la potencia, debido a la imperfección en el sistema, a las perturbaciones de la electrónica del radar (variación de la ganancia del amplificador durante el tiempo de adquisición del eco), a las perturbaciones mecánicas o eléctricas. La corrección no es perfecta en algunos satélites y se aplica según las especificaciones de adquisición de la escena. El algoritmo para corrección de patrón de antena consiste en generar un patrón a través de la media de las columnas de la imagen. La media de las columnas debe ser tomada en regiones (ventanas) lo más homogéneas posible. Se debe garantizar que exista la media en toda la dirección en el alcance. El patrón obtenido a través de la media de las columnas debe ser filtrado para que se obtengan solamente las variacio-



nes de baja frecuencia. Se pueden utilizar dos métodos para el filtrado. El primero consiste en filtrar el patrón a través de un filtro de media, donde el número de puntos de la media está definido por el tamaño de la ventana de la interfaz. El segundo es el de ajuste por polinomio, donde el grado del polinomio es seleccionado a través de la interfaz.

2.5 Ruido característico de las imágenes SAR.

2.5.1 Definición del ruido speckle (punteado)

La amplitud asociada a un píxel en una imagen indicará si había muchos o pocos reflectores elementales en el lugar correspondiente de objeto. Pero también las mediciones de la amplitud tendrán el aspecto de presentar ruido ya que las reflexiones individuales que contribuyen a un píxel se suman e intensifican la reflexión global (interferencia constructiva) o se anulan unas a otras (interferencia destructiva) (figura 2.8)

El speckle (punteado) se refiere al ruido característico de la reflexión de la luz coherente de la señal de radar. Cuando la señal del radar incide sobre la superficie, cada punto contribuye a dispersar la energía, cuyas fases de onda en la señal y cambios de potencia son sumados coherentemente en la señal reflejada. Luego de que las señales son reflejadas o dispersadas, éstas pueden sumarse para generar respuesta alta o baja en el radar; esto dependerá si la interferencia es del tipo constructiva o destructiva produciendo puntos brillantes y oscuros con distribución aleatoria sobre las imágenes.

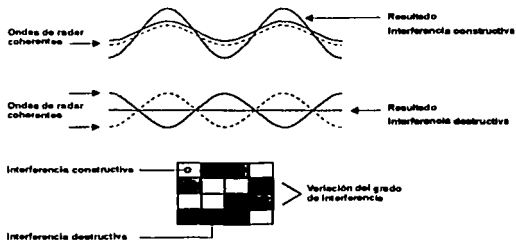
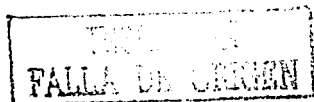


Figura 2.8.
Representación de las reflexiones de radar.

Estas fluctuaciones estadísticas se asocian con el brillo de cada píxel en las imágenes de radar. Los píxeles adyacentes en las imágenes de radares SAR son correlacionados en términos de speckle y por tanto no son independientes.



En general, todas las imágenes de radar presentan un grado de speckle que se manifiesta como gránulos blancos y negros. De hecho el speckle es una forma de ruido que degrada la calidad de una imagen y puede hacer la interpretación visual más difícil. Para reducir el speckle existen dos maneras: procesamiento multi-vistas y filtrado espacial.

El procesamiento multi-vistas se refiere a las divisiones del rayo del radar en varios subhaces. Cada subhaz da una vista independiente en la escena iluminada. Cada una de estas vistas estarán sujetos al speckle, pero por suma y promedio, todos juntos forman una imagen de salida final con la cantidad de ruido reducido. El proceso de multi-vistas se hace durante la adquisición de datos.

La reducción de speckle por filtrado espacial se realiza con la imagen digital de salida en un ambiente de análisis de imagen como una computadora. Los métodos para reducir el ruido speckle trabajan a expensas de la resolución, de aquí que se suavice la imagen. Sin embargo, la cantidad de speckle reducido debe ser un balance con la aplicación particular de la imagen y la cantidad de detalle que se necesite.

Como el speckle afecta a la imagen en las zonas homogéneas produciendo la aparición de diferencias texturales, cuando en realidad a esa escala no existen, este problema reduce la eficiencia de los algoritmos de segmentación y clasificación de las imágenes. La aparente rugosidad de la superficie es una función de la longitud de onda y del ángulo de incidencia de la radiación; existe un criterio que definió Rayleigh para determinar cuándo una superficie se considera rugosa y cuándo plana; a una superficie se le considera rugosa cuando: $H \geq \frac{\lambda}{8 \cos \theta}$, donde H altura a la que se encuentra el sensor, λ longitud de onda de observación, y θ ángulo de incidencia.

La amplitud A de la señal que adquiere el radar, se modela como $A = \sqrt{I} = \sqrt{C_r^2 + C_i^2}$ (donde I intensidad, C_r y C_i los componentes real e imaginario de la señal recibida por la antena). Esta amplitud posee una función de densidad de probabilidad Rayleigh (ecs. 2.1, 2.2a, 2.2b y 2.3). El speckle tiene la naturaleza de ruido multiplicativo con media unitaria y desviación estándar igual al inverso de la relación señal a ruido de la imagen SAR.

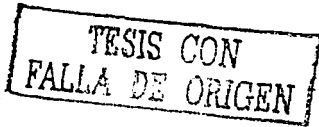
2.5.2 Características del ruido en las imágenes de radar

Hay que recordar que el speckle es el ruido granular presente en las imágenes, donde el tamaño del gránulo depende de qué tan expandida se encuentre la función de autocorrelación de la amplitud (A). La amplitud está dada por las ecuaciones

$$p(A) = \frac{2A}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{A^2}{\sigma^2}\right); \quad A \geq 0 \tag{2.8}$$

donde la media es $\mu_A = \frac{\sigma\sqrt{\pi}}{2}$ y la variancia $\sigma_A^2 = \frac{(4-\pi)\sigma^2}{4}$

A partir de estas expresiones se puede encontrar una relación proporcional entre la media y la variancia de A



a partir de la variancia

$$\sigma_A = \left(\frac{\sqrt{4-\pi}}{2} \right) \sigma \Rightarrow \sigma = \left(\frac{2}{\sqrt{4-\pi}} \right) \sigma_A \quad (2.9)$$

a partir de la media

$$\sigma = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \mu_A \quad (2.10)$$

Combinando las expresiones 2.9 y 2.10 tenemos que

$$\left(\frac{2}{\sqrt{4-\pi}} \right) \sigma_A = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \mu_A \Rightarrow \sigma_A = \sqrt{\frac{4-\pi}{\pi}} \mu_A \quad (2.11)$$

Finalmente, es posible obtener la relación señal a ruido de A

$$SNR = \frac{\mu_A}{\sigma_A} = \sqrt{\frac{\pi}{4-\pi}} \approx 1.9131 \quad (2.12)$$

Esta relación es muy importante puesto que en el caso de las imágenes SAR multi-vistas, la relación señal a ruido es también constante y depende de la relación señal a ruido de las imágenes de una sola vista (Lee, 1980, Lee, 1981, Lee, 1994). Para imágenes de N vistas, la amplitud A tiene una distribución Chi con $2N$ grados de libertad, expresada por expresada por

$$P_N(A) = \frac{2N^N}{\sigma^{2N} (N-1)!} L^{2N-1} e^{-N A^2 / \sigma^2} \quad (2.13)$$

con media y variancia dada por

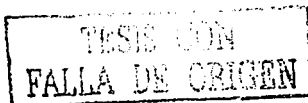
$$\mu_N(A) = \frac{\Gamma(N + 1/2)}{\Gamma(N)} \sqrt{\sigma^2 / N} \quad (2.14)$$

$$\sigma_N(A) = \left(N - \frac{\Gamma^2(N + 1/2)}{\Gamma^2(N)} \right) \frac{\sigma^2}{N} \quad \text{donde } \Gamma \text{ denota la función gamma}$$

$$SNR_{Nvistas} = SNR_{1vista} \sqrt{N} = \frac{\mu_A}{\sigma_A} \sqrt{N} \quad (2.15)$$

2.5.3 Métodos para suprimir el ruido en las imágenes de radar, filtro de Lee, filtro de Frost y filtro de gamma-máximo a posteriori (MAP).

El ruido en las imágenes de SAR tiene una estructura diferente a otros sistemas de procesamiento de imágenes. El filtro ideal para reducir el speckle es aquel que no pierde la mínima información. Por ejemplo, en las áreas homogéneas, el filtro debe preservar la información radiométrica, así como conservar los bordes entre distintas áreas, en las zonas con textura.



Para reducir el speckle, se pueden aplicar filtros no adaptables y adaptables. Los filtros no adaptables, consideran los parámetros de la señal de la imagen completa, sin tomar en consideración las propiedades locales de retrodispersión del terreno ni la naturaleza del sensor, por tanto, no son apropiados para filtrar la señal de escenas no estacionarias. Los filtros adaptables en el sentido que el filtro se adapta a variaciones locales en la intensidad y ruido de la imagen, se basan en la estadística local y produce un promedio ponderado de los píxeles de una ventana móvil de filtrado.

Diferentes clases de filtros se han utilizado para suprimir el ruido, como el de media ó filtros geométricos, los cuales demuestran muchas desventajas (bordes borrosos, supresión de detalles fuertes). Una alternativa para supresión de ruido es el uso de filtros adaptables como el filtro de Lee, filtro de Frost, filtro de Kuan (Lee, 1981, Frost, 1982, Lopes, 1990). Otros filtros adaptables utilizados son Gamma-MAP, Simulated annealing [Capstick, 2001], y la transformada polinomial (Escalante, 1997), dando buenos resultados en el proceso de reducción de ruido.

Filtro de Lee

El filtro de Lee hace uso de la distribución estadística de los valores de pixel en una ventana móvil para establecer el valor central de pixel. En base al criterio de error cuadrático medio mínimo y realizando una combinación lineal de la intensidad observada y el valor promedio de intensidad local con una ventana ajustada se muestra que el filtro puede ser formulado como la ecuación 2.16, así el nivel de gris resultante, DN , es

$$DN = I_c \cdot W + I_m \cdot (1 - W) \quad (2.16)$$

$$\text{donde } W = 1 - \frac{C_r^2}{C_i^2}, \quad C_r = \sqrt{\frac{1}{Nlook}}, \quad C_i = \frac{S}{I_m} \quad (2.17)$$

I_c valor de la intensidad del pixel central de la ventana de filtración

I_m valor de la intensidad de los píxeles sin ventana de filtración

S desviación estándar de la intensidad sin ventana

C_r coeficiente de variación de ruido estimado

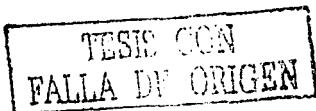
C_i coeficiente de variación de la imagen

W función ponderación

$Nlook$ parámetro que especifica el número de vistas de radar en la imagen

Para realizar este filtrado en una imagen, se usan los valores de nivel de gris dentro de una ventana con una dimensión que puede ser desde 3x3 hasta de 11x 11. El valor del pixel es la suma ponderada del valor del pixel observado (central) y del valor promedio. El coeficiente ponderado es una función de la heterogeneidad local del terreno medida en términos de coeficiente de variación.

En la práctica, este filtro requiere estimar el valor del coeficiente de variación local para cualquier escena; éste debe calcularse para cada imagen antes de filtrar, tomando zonas homogéneas dentro de la imagen y calculando su estadística local en ventanas de 5x5 (Lopes, 1993).



Para el caso de radar, existe un algoritmo del filtro de Lee multiplicativo.

El valor resultante del nivel de gris R para suavizar el píxel es

$$DN = I + K \cdot (CP - U \cdot I) \quad (2.18)$$

$$\text{donde } K = 1 - \frac{(MVAR/U^2)}{(QVAR/I^2)} \quad (2.19)$$

El valor de la media del ruido multiplicativo es usualmente 1

- $QVAR$ variancia en la ventana del filtro
- I nivel medio gris en la ventana del filtro
- U media del ruido multiplicativo
- IV media del ruido aditivo
- CP píxel central en la ventana del filtro
- $MVAR$ variancia del ruido multiplicativo
- SD desviación estándar del ruido en la ventana del filtro

Filtro de Frost

El filtro de Frost (*Frost et al 1982*) también es un filtrado adaptivo. El filtro usa un kernel de convolución exponencialmente atenuado, el que se adapta al coeficiente de variación local. El filtro de Frost difiere del de Lee en cuanto a que la reflectividad de la escena es estimada convolucionando la imagen observada con la respuesta impulso del sistema SAR. La respuesta impulso del sistema SAR se obtiene minimizando el error medio cuadrado entre la imagen observada y el modelo de reflectividad de la escena. Éste último se supone ser un proceso autorregresivo ec. (2.21).

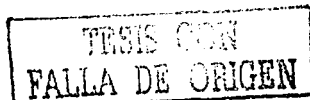
El valor de cada píxel filtrado se estima mediante una subventana de la ventana de procesamiento. El tamaño de la subventana varía en función de la heterogeneidad local del terreno medida en términos del coeficiente de variación. Mientras mayor sea el coeficiente de variación, más estrecha la subventana de procesamiento.

El filtro de Frost reemplaza el píxel local de interés con la suma ponderada de los valores con una ventana móvil de $n \times n$. El factor de peso disminuye con la distancia del píxel de interés. Este filtro asume ruido multiplicativo y estacionaridad del ruido estadístico.

La fórmula usada es

$$DN = K\alpha e^{-\alpha|I|} \quad (2.20)$$

$$\text{donde } \alpha = \left(\frac{4}{n\sigma^2} \right) \left(\frac{\sigma^2}{I^2} \right)$$



K constante de normalización
 J media local
 σ variancia local
 $\bar{\sigma}$ variancia local promedio de la imagen
 $|f| = |X - X_0| + |Y - Y_0|$

La implementación de este filtro se hace a través de un filtro de simetría circular con un grupo de valores pesos M para cada pixel

$$m(f) = e^{-K\sigma / (\bar{\sigma} + |f|)} \quad (2.21)$$

donde K constante que controla el factor de atenuación de la función de respuesta al impulso
 f_0 denota el pixel para ser filtrado
 C_i coeficiente de variación

El resultado del valor de nivel de gris DN para el pixel es

$$DN = (P_1 * M_1 + P_2 * M_2 + \dots + P_n M_n) / (M_1 + M_2 + \dots + M_n) \quad (2.22)$$

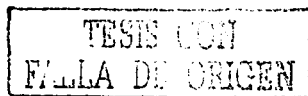
donde P_1, \dots, P_n niveles de gris para cada pixel en la ventana de filtro
 M_1, \dots, M_n pesos (weights) para cada pixel

El parámetro de *Nlook* como en el caso anterior, se usa para estimar la variancia del ruido y controlar la cantidad de suavizado aplicado en la imagen por el filtro. Teóricamente, el valor correcto para el *Nlook* deberá ser el número efectivo de looks de la imagen de radar. Debe ser cercano al valor de *Nlook* al valor reportado en el encabezado de la imagen pero puede ser diferente si la imagen ha sido remuestreada. Experimentalmente se controla el valor de *Nlook* así como el efecto del filtro. El factor de atenuación o amortiguamiento se determina experimentalmente mediante prueba y error. Entre más pequeño sea este factor, menor es el efecto de atenuación (Shi, 1994).

Filtro de gamma máximo a posteriori (MAP)

Este filtro está basado en la suposición de que la luminancia de la luz de la escena tiene una distribución gamma. Similarmente a los filtros de Frost y Lee, este filtro minimiza la pérdida de información textural y es apropiado para escenas con rasgos que determinan una distribución gamma, tales como las áreas arboladas, agrícolas y océanos.

El uso del filtro de gamma máximo a posteriori (MAP) (Lopes, 1993) para reducir el ruido speckle fue propuesto inicialmente por Kuan *et al.* (1987). Para implementar este filtro, se requiere un conocimiento *a priori* de la función de densidad de probabilidad de la escena. Kuan supuso una distribución gaussiana para esta función de densidad de probabilidad. Sin embargo, esto no es muy realista, pues implica valores de reflectividad



negativos. Lopes *et al.*; (1990) modificaron el filtro de MAP de Kuan *et al.*; (1987) suponiendo que la escena tenga una distribución gamma y establecieron dos umbrales. El filtro de gamma-MAP está dado por

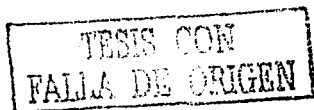
$$R(t_0) = \begin{cases} \frac{I(t_0)}{(\alpha - L - 1)I(t_0) + \sqrt{I^2(t_0)(\alpha - L - 1)^2 + 4\alpha LI(t_0)}} & \text{para } C_I(t_0) < C_u \\ \frac{2\alpha}{I(t_0)} & \text{para } C_u \leq C_I(t_0) \leq C_{max} \\ \frac{I(t_0)}{2\alpha} & \text{para } C_I > C_{max} \end{cases} \quad (2.23)$$

donde L número de vistas (looks)

$$C_{max}(t_0) = \sqrt{2C_u} \quad (2.24)$$

$$\alpha = \frac{1 + C_u^2}{C_I^2(t_0) - C_u^2} \quad (2.25)$$

$$C_u = \sqrt{Y/L} \quad (2.26)$$



CAPÍTULO 3

Conceptos básicos de fusión de datos e imágenes

En este capítulo se describen los conceptos de fusión de imágenes, así como las técnicas aplicadas de fusión por componentes principales, transformación IHS, redes neuronales, campos aleatorios de Markov, transformada de onduleta y pirámides multiresolución.

3.1. Concepto de fusión de datos e imágenes

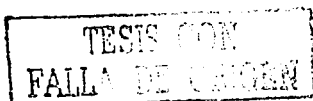
El concepto de fusión de datos e imágenes varía de un estudio a otro; se han utilizado palabras como unión (*merging*), combinación (*combination*), sinergismo (*synergy*) e integración (*integration*).

Pohl y Van Genderen (1998) definen fusión de datos como: "Una fusión de imagen es la combinación de dos o más imágenes diferentes para formar una nueva imagen, utilizando un algoritmo determinado"; lo cual está restringido en imágenes. Mangolini (1994) propone fusión de datos como "Un grupo de métodos y herramientas que utilizan las representaciones de varias fuentes de naturaleza diferente, para incrementar la calidad (en el sentido amplio) de la información obtenida". Hall y Llinas (1997) incluyen en sus definiciones calidad de información, pero aún se enfocan a los métodos: "Las técnicas de fusión combinan datos de sensores múltiples y relacionan información como bases de datos, para lograr mejorar la precisión e inferencias específicas".

El departamento de defensa de Estados Unidos, (1991) establece que "Fusión de datos es un proceso de multiniveles, multifacético (*multifaceted*), con detección automática, asociando y correlacionando, para estimar y combinar datos e información de fuentes múltiples". Esta definición fue mejorada por L.A. Klein en 1993: "Fusión de datos es un proceso de multiniveles, multifacético con detección automática, asociación, correlación, estimación y combinación de datos e información de fuentes múltiples o solas". Esta definición es más general con respecto a los tipos de información que pueden ser combinados. Li *et al*, (1995) escribieron: "Fusión se refiere a la combinación de un grupo de sensores con el objetivo de producir una señal sola o de gran calidad y fiabilidad."

Burchroithner (1998) y Wald (1997 y 1999) adoptaron la siguiente definición: "Fusión de datos en un marco de trabajo formal: expresa significados y herramientas para la alianza de los datos originales de diferentes fuentes. Se realiza para obtener información de gran calidad; la definición de gran calidad dependerá de la aplicación". Esta es una definición clara que enfatiza el marco de trabajo y los fundamentos de percepción remota que subyace en la fusión de datos.

En general, el tema de fusión de datos trabaja con diferentes fuentes de sistemas de información de señales obtenidas por diferentes sensores e imágenes de varias modalidades. Entre los campos de investigación en



los que se utiliza la fusión de imágenes destacan la visión computacional, la robótica, la medicina y la percepción remota (figura 3.1).

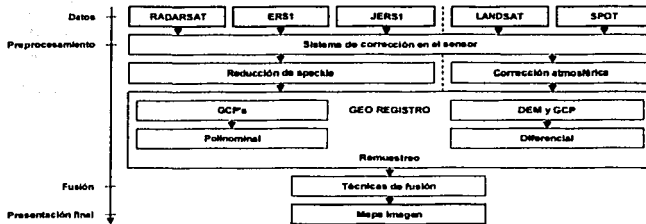


Figura 3.1.
Diagrama de flujo de fusión de imagen a nivel de píxel (Pohl 1998).

Los métodos actuales de fusión utilizan técnicas de análisis como promedio ponderado, redes neuronales (fusión multisensor), filtrado de bandas, conocimiento basado en reglas (*rules based knowledge*), transformada de onduleta (fusión multirresolución), estructuras piramidales (*graph pyramids*), y más recientemente lógica difusa (fuzzy logic (fusión multifuentes)).

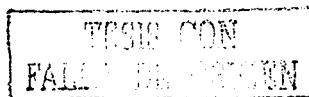
3.2. Objetivos de fusión de imágenes

El objetivo de la fusión de imágenes, es integrar y conservar patrones. Los detalles importantes de imágenes deben ser guardados en la imagen compuesta resultante, el proceso de fusión no debe introducir patrones de elementos falsos que puedan interferir con el análisis siguiente, mejorar la exactitud y mejorar la calidad.

3.3. Niveles de fusión de imágenes

En el concepto de fusión de datos la necesidad de manejar un término de referencia es importante. En la literatura frecuentemente se describe que la fusión de datos tiene lugar en tres niveles: píxel, atributo y decisión (C. Pohl y J. L. Van Genderen, 1998, M. Mangolini, 1994, Xavier E. Gros, 2000). Aunque la palabra píxel es inapropiada, el píxel es sólo el soporte de información y no tiene significado semántico; medición u observación u señal podrían ser más apropiados, pero en general, el proceso de fusión trata estos tres diferentes niveles.

Para entrar en la definición de los diferentes niveles de fusión, primero se deben comprender los conceptos de medición, objeto, atributo, reglas y decisiones (Wald, 1999).



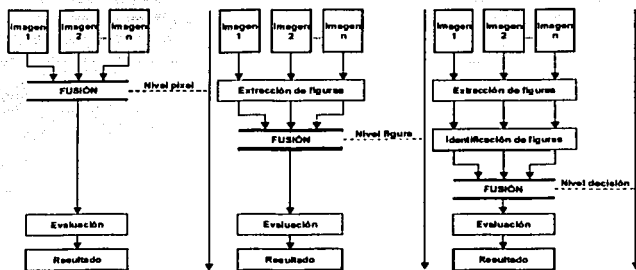


Figura 3.2.
Nivel de procesamiento de fusión de imagen.

Medición. Son primariamente salidas del sensor. Es decir, una señal o imagen en 2D. El soporte elemental de la medida es un píxel en el caso de una imagen. Por ejemplo, en imágenes de percepción remota la medida son números digitales que pueden ser convertidos en radiancia o hacer operaciones de calibración.

Objeto. Se define por sus propiedades propias, color, material, forma, vecindad, etc.

Atributo. Es la propiedad de un objeto.

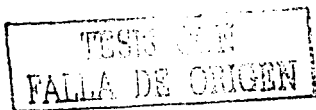
Reglas. Define relaciones entre objetos y atributos. Las reglas pueden ser operadores matemáticos o métodos como por ejemplo, sistemas expertos o inteligencia artificial.

Decisiones. Se derivan de la aplicación de un conjunto de reglas.

Finalmente, se dará una idea general de los niveles de fusión que manejan los diferentes autores.

Nivel de datos (nivel píxel). Las imágenes de diferentes fuentes se combinan de píxel a píxel. La fusión de imágenes a nivel píxel representa el nivel mínimo de procesamiento para fusión de parámetros físicamente medidos. Una ilustración se visualiza en la figura 3.2. En la fusión de imágenes a nivel píxel o medida, el proceso de fusión deberá preservar la información relevante de las imágenes de entrada, en la imagen sintética (conservación de patrones).

Nivel de figura. Las figuras (geométricas, estructural o espectral) son extraídas de imágenes crudas y posteriormente fusionadas. La fusión a nivel figura requiere la extracción de objetos reconocibles en diversas fuentes de datos, por ejemplo, usando un proceso de segmentación. Las figuras corresponden a características extraídas de las imágenes iniciales, tales que proporcionen forma y vecindad (*neighbourhood*) (Mangolini, 1994). Estos objetos similares (ejemplo regiones) son asignados entre sí y entonces son fusionados para futuras



evaluaciones usando aproximaciones estadísticas o redes neuronales artificiales (*Artificial Neural Networks* (ANN)).

Nivel de decisión. Una simple imagen fuente es procesada independientemente y sus resultados se combinan usando sus ponderaciones de significancia (exactitud). La información obtenida a partir de combinar las imágenes, aplicando reglas de decisión permite reforzar una interpretación común, resolver diferencias y proporcionar un mejor entendimiento del objeto observado.

3.4. Descripción de técnicas de fusión de imágenes

Existen diferentes técnicas para fusionar datos de radar de apertura sintética e imágenes landsat. Entre estas se encuentran: técnicas relacionadas con color (como IHS, RGB, transformada de Brovey), métodos probabilísticos (Markov), técnicas puramente numéricas (como operaciones aritméticas) y métodos combinados (como redes neuronales artificiales). Las técnicas relacionadas con color realizan una composición de color de los tres canales en el espacio de rojo, verde, azul (RGB); el modelo de color se basa en propiedades aditivas de colores primarios; ejemplos de estas técnicas son IHS, transformada de Brovey, etc. En los métodos numéricos se realizan operaciones aritméticas como diferenciación y relaciones de imágenes.

3.4.1 Principales técnicas relacionadas con el modelo de color RGB e IHS y análisis de componentes principales

El modelo de color rojo, verde y azul (RGB) se basa en las propiedades aditivas de los colores primarios. Este sistema está optimizado para las pantallas de computadora y video pero no para la visión humana. Los datos multi-espectrales se despliegan mediante la técnica RGB, en la cual a cada banda espectral se le asigna un color con una intensidad relativa a la magnitud de los datos espectrales. El cubo de color RGB aparece en la figura 3.3 que muestra la interrelación entre los colores y se define por los niveles de luminancia del rojo, verde y azul.

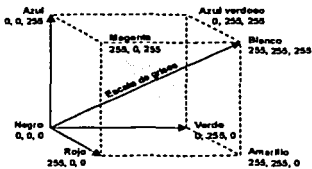
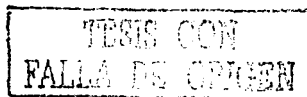


Figura 3.3.
Espacio de color RGB (rojo, verde y azul).

La composición a color facilita la interpretación de los datos contenidos en las imágenes. El nivel de los valores de escala de grises, usados para la selección de rojo, verde y azul son almacenados en una paleta de color (*look up table* LUT), mismos que representan voltajes enviados al tubo de despliegue. Las operaciones en el



LUT y en el histograma de datos de la imagen pueden realzar la composición a color para su interpretación visual.

Dependiendo de la selección de los canales de entrada, la fusión de datos podría resaltar diferentes figuras. Ejemplos de composiciones de color útiles de datos ópticos y de microondas se describen por Aschbacher y Lichtenegger (1990), Marek y Schmint (1994), Pohl (1998) y Brisco (1995).

Reportes acerca de composiciones ópticas de multisensor pueden ser encontradas en Welch *et al.*, (1985), y Chávez (1986). Composiciones con modelos de color para VIR (reflectividad espectral) y SAR fueron usadas por Comhaire *et al.*, (1994).

Intensidad-matiz-saturación (Intensity-hue-saturation)

El modelo de color intensidad-matiz-saturación (IHS) es una manera alternativa de describir los colores mediante sus componentes RGB. El IHS convierte tres bandas en un espacio de color alternativo más cercano a lo que percibe el ojo humano. Los componentes de matiz y saturación están íntimamente relacionados con la forma que percibimos el color. El matiz es un atributo cromático que describe un color puro (amarillo puro, rojo puro), mientras que la saturación proporciona una medida del grado en que un color está diluido en luz blanca. La importancia de la componente de intensidad, I , es que está desacoplada de la información cromática contenida en la imagen lo que permite que pueda ser sustituida por otra información. El modelo IHS se representa en la figura 3.4. La intensidad, I , representa la energía total o luminancia de la imagen y define el eje vertical del cono. El matiz (hue) representa el promedio de longitud de onda de color y define el ángulo de circunferencia del cono y la saturación nos indica la pureza del color. La transformación de color IHS separa información de la componente de la intensidad (I) y espectral (H, S) desde una imagen estándar en RGB.

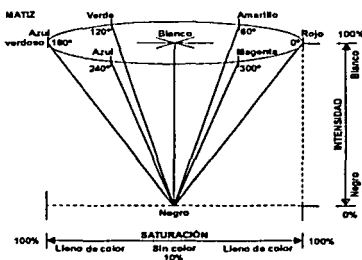


Figura 3.4.
Modelo de color IHS (Intensidad-matiz-saturación).

La técnica de IHS ha comenzado a ser un procedimiento estándar en el análisis de imágenes. Sirve para el realce de color de datos altamente correlacionados (Gillespie *et al.*, 1986), realce de figuras (Daily, 1979, 1983),

mejoramiento de la resolución espacial (Welch y Ehlers, 1987, Carper *et al.*; 1990) y la fusión de conjunto de datos diferentes [Harris *et al.*; 1990, Ehlers, 1991, Te-Ming, 2001].

Hay dos maneras de aplicar la técnica de IHS en fusión de datos: directa o por sustitución. El primero se refiere a la transformación de tres canales de imagen asignados a *I*, *H*, *S* [Rasr *et al.*; 1991]. En la segunda los tres canales de datos representativos en RGB son transformados en el espacio de color IHS. La ecuación 3.1a y b y 3.2 definen la transformación del espectro de color RGB a IHS

$$\begin{pmatrix} I \\ v_1 \\ v_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{3}} \\ \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{6}} & -\frac{2}{\sqrt{6}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} \quad (3.1a)$$

$$\begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{6}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{3}} & \frac{1}{\sqrt{6}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{3}} & -\frac{2}{\sqrt{6}} & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I \\ v_1 \\ v_2 \end{pmatrix} \quad (3.1b)$$

$$H = \tan^{-1}\left(\frac{v_1}{v_2}\right) \quad (3.2)$$

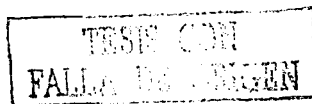
$$S = \sqrt{v_1^2 + v_2^2} \quad (3.3)$$

I representa la intensidad, mientras *v*₁ y *v*₂ las variables intermedias las cuales son necesarias en la transformación. *H* y *S* son matiz y saturación.

Cuando se tiene la imagen transformada al modelo IHS se reemplaza la intensidad por una nueva imagen con mayor resolución para luego aplicar la transformación inversa de IHS a RGB (Chávez *et al.*; 1991, Harris, 1990). En la figura 3.5 se muestra la integración de radar con imágenes de percepción remota, usando una composición de bandas 2, 4, 7.

Análisis por componentes principales

El método de componentes principales es útil en aplicaciones como codificación de imagen, compresión de datos de la imagen, realce de imagen, detección de cambios, dimensionalidad multitemporal y fusión de imágenes. PCA es un método que transforma datos multibandas intercorrelacionadas en un nuevo grupo de datos no correlacionados, obtenidos por combinación lineal de las originales (Pinilla, 1995).



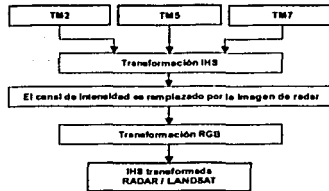


Figura 3.5.

Integración de radar con imágenes de percepción remota.
 Intensidad es la brillantez del color (0% negro a 100% blanco). Matiz (hue) representa el color actual (rojo, verde y azul).
 Saturación define la pureza o el gris (greyness) (0% sin color a 100% color total). (Harris *et al.*, 1990).

El cálculo de los componentes principales (PC) incluye el uso de la matriz de la covariancia o la matriz de correlación para el cálculo de eigenvalores o eigenvectores y el cálculo de los componentes principales (figura 3.6). En el caso de imágenes multispectrales los tres primeros componentes principales contiene el 98-99% de la información.

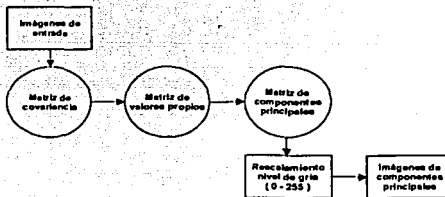


Figura 3.6.

Esquema de la transformación de componentes principales.

El análisis por componentes principales (PCA) es una técnica comúnmente usada en imágenes de percepción remota. Ha sido empleada en realce de datos, como una técnica de compresión de imágenes, para cambios de uso de suelo [Richards, 1984, Fung, 1987] y también para fusión de datos, por ejemplo radar e imágenes multispectrales (Yésou *et al.*, 1993).

Una imagen multispectral digital puede ser considerada como una variable aleatoria vectorial. Cada banda supone un vector. La función de distribución multivariable constituye el histograma multispectral de la imagen. Si suponemos que la función de distribución univariable, es decir, el histograma de cada banda, se asemeja a una distribución normal, entonces cada banda se caracteriza completamente por la media y la variancia de sus datos, y la relación entre las bandas, se describe mediante los correspondientes coeficientes de correlación entre bandas. La imagen multispectral será: $Z = (z_1, z_2, \dots, z_n)$ donde n representa el número de bandas de la imagen.

TRABAJO CON
 FALLA EN LA ENTREGA

Para una banda k , la media puede expresarse

$$m_k = \sum_{i,j} \frac{z_{ij(k)}}{N} \quad (3.4)$$

y la variancia

$$\sigma_k^2 = \sum_{i,j} \frac{(z_{ij(k)} - m_k)^2}{N} \quad (3.5)$$

en cuyas expresiones, z_{ij} brillo asignado al pixel (i, j) , y N número total de pixeles.

La relación entre dos bandas k y l viene definida por la covariancia

$$\sigma_{k,l} = \sum_{i,j} \frac{(z_{ij(k)} - m_k)(z_{ij(l)} - m_l)}{N} = \sum_{i,j} \frac{z_{ij(k)}z_{ij(l)}}{N} - m_k m_l \quad (3.6)$$

siendo además

$$\sigma_{l,k} = \sigma_{k,l} \quad (3.7)$$

y

$$\sigma_{k,k} = \sigma_k^2 = \sum_{i,j} \frac{z_{ij(k)}^2}{N} - m_k^2 \quad (3.8)$$

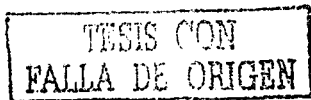
La correlación existente entre dos bandas puede representarse mediante un sistema de coordenadas cartesianas en el que los ejes representan los niveles digitales de cada una de las dos bandas comparadas. Si se representan los valores de una banda en función de los de otra, el resultado es una nube de puntos, habitualmente en forma de elipse orientada a lo largo de la recta de regresión y cuya forma depende de las características de la matriz de covariancia.

Si $\sigma_{ij} > 0$, se dice que las bandas i y j que están correlacionadas positivamente, es decir, a valores crecientes de la banda i se le asocian valores también crecientes de la banda j . En consecuencia, la elipse presentará un eje mayor dirigido hacia el primer cuadrante, ya que, según la expresión 3.8, una covariancia positiva indica una supremacía de los productos positivos sobre los negativos. Si $\sigma_{ij} < 0$, entonces se dice que las bandas están correlacionadas negativamente. Por último, si $\sigma_{ij} = 0$, las bandas no muestran dependencia una de la otra. Los autovalores de la transformación a componentes principales indican también el tamaño de los ejes de la elipse, y los autovectores la dirección de éstos.

El coeficiente de correlación entre las bandas k y l se define como

$$\rho_{k,l} = \frac{\sigma_{k,l}}{\sqrt{\sigma_k^2 \sigma_l^2}} = \frac{\sigma_{k,l}}{\sigma_k \sigma_l} \quad (3.9)$$

verificando que $-1 \leq \rho_{k,l} \leq 1$



Considerando las n bandas de la imagen, o bien considerando a ésta como una variable aleatoria multivariante, se pueden definir las matrices de dimensión $n \times n$ de covariancia y de correlación, como sigue

$$\Sigma = [\sigma_{ij}] = \begin{bmatrix} \sigma_{11}^2 & \sigma_{12} & \dots & \sigma_{1n} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22}^2 & \dots & \sigma_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1} & \sigma_{n2} & \dots & \sigma_{nn}^2 \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

$$R = [\rho_{ij}] = \begin{bmatrix} 1 & \rho_{12} & \dots & \rho_{1n} \\ \rho_{21} & 1 & \dots & \rho_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{n1} & \rho_{n2} & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

Cuando la combinación de bandas es linealmente independiente, la matriz de covariancia será diagonal, ya que la suma de los productos positivos de la expresión 3.6 serán igual a la suma de los productos negativos. Por tanto, la transformación que consiga diagonalizar la matriz de covariancia será la que se debe aplicar a las bandas originales para la obtención de otras bandas nuevas linealmente independientes.

Dada una transformación E , conduce a los vectores propios o autovectores, es decir, aquellos que cumplen la condición (3.12) a la diagonalización de la matriz de covariancias

$$EX = \lambda X \quad (3.12)$$

Siendo E la matriz que caracteriza la transformación y λ el valor propio o autovalor. La expresión anterior puede ponerse también de la forma

$$EX = \lambda X \quad (3.13)$$

donde I representa la matriz identidad. Despejando queda

$$(E - \lambda I)X = 0 \quad (3.14)$$

La ecuación anterior implica la resolución de la ecuación característica $\phi(\lambda)$ que proporciona los valores propios de la matriz E

$$\phi(\lambda) = |E - \lambda I| = 0 \quad (3.15)$$

En el caso de la matriz de covariancias, el planteamiento de la ecuación característica

$$\phi(\lambda) = |\Sigma - \lambda I| = \begin{vmatrix} \sigma_1^2 - \lambda & \sigma_{12} & \dots & \sigma_{1n} \\ \sigma_{21} & \sigma_2^2 - \lambda & \dots & \sigma_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1} & \sigma_{n2} & \dots & \sigma_n^2 - \lambda \end{vmatrix} = 0 \quad (3.16)$$

De la cual se extraerán n soluciones $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_n$, que son los autovalores de la citada matriz, ordenándose habitualmente de forma que $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$.

Los autovectores X_i , de la matriz de covarianzas Σ se obtienen mediante la resolución de la ecuación

$$\Sigma X_i = \lambda_i X_i \quad (3.17)$$

es decir

$$\begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{12} & \dots & \sigma_{1n} \\ \sigma_{21} & \sigma_2^2 & \dots & \sigma_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1} & \sigma_{n2} & \dots & \sigma_n^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{i1} \\ x_{i2} \\ \vdots \\ x_{in} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_i x_{i1} \\ \lambda_i x_{i2} \\ \vdots \\ \lambda_i x_{in} \end{bmatrix} \quad (3.18)$$

siendo

$$X_1 = \begin{bmatrix} x_{11} \\ x_{12} \\ \vdots \\ x_{1n} \end{bmatrix}; \quad X_2 = \begin{bmatrix} x_{21} \\ x_{22} \\ \vdots \\ x_{2n} \end{bmatrix}; \quad \dots \quad X_n = \begin{bmatrix} x_{n1} \\ x_{n2} \\ \vdots \\ x_{nn} \end{bmatrix} \quad (3.19)$$

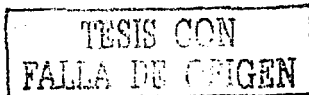
La transformada que diagonaliza la matriz de covarianza es $P^{-1}\Sigma P = \Lambda$.

Donde la matriz de peso P está formada por los vectores propios puestos por columnas en el mismo orden en el que en la matriz diagonal se presentan los valores propios

$$P = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{21} & \dots & x_{n1} \\ x_{12} & x_{22} & \dots & x_{n2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{1n} & x_{2n} & \dots & x_{nn} \end{bmatrix} \quad (3.20)$$

y Λ es la matriz diagonal definida como

$$\Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda_n \end{bmatrix} \quad (3.21)$$



donde

$$P^{-1}\Sigma P = P^{-1}\Sigma(X_1, X_2, \dots, X_n) = P^{-1}(\lambda_1 X_1, \lambda_2 X_2, \dots, \lambda_n X_n) \quad (3.22)$$

precisamente por ser X_i un vector propio. Por tanto, puede ponerse

$$P^{-1}\Sigma P = P^{-1} \begin{bmatrix} X_1 & X_2 & \dots & X_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda_n \end{bmatrix} \quad (3.23)$$

por lo que, efectivamente

$$P^{-1}\Sigma P = P^{-1}P\Lambda = I\Lambda = \Lambda \quad (3.24)$$

La matriz P , define un cambio de base en el espacio real R de tal modo que si la imagen original tenía una matriz de covariancia Σ , la imagen final tiene una matriz de covariancia Λ , es decir, las bandas componentes de ésta última son linealmente independientes. La transformación a componentes principales consiste en la multiplicación de la imagen original por la matriz de autovectores de su matriz de covariancia

$$CP = z' = Pz' \quad (3.25)$$

o sea

$$CP_j = z_j' = \sum_{i=1}^n x_{ij} z_i, \quad 1 \leq j \leq n \quad (3.26)$$

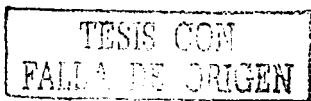
Por otro lado, la transformación es ortogonal, razón por la cual se escribe:

$$\sum_{i=1}^n \sigma_i^2 = \sum_{i=1}^n \lambda_i \quad (3.27)$$

Lo que quiere decir que la variancia se redistribuye sin pérdidas sobre los componentes principales. Además, a la primera componente (la de mayor λ) le corresponde la mayor parte de la variancia de la escena, es decir, mayor cantidad de información. De la variancia restante, la mayor parte se explica por la siguiente componente y así sucesivamente. La variancia original de cada componente principal se calcula como la proporción del valor propio correspondiente en relación con la suma total de autovalores

$$\sigma_{CP(i)}^2 = \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^n \lambda_i} \quad (3.28)$$

Para obtener una imagen a partir de los componentes principales, los resultados son escalados en el rango más común en nivel de grises 0-255. Este proceso se realiza estimando los valores máximos y mínimos, y aplicando alguno de los procedimientos para redistribuir el contraste.



Para escenas típicas landsat, el primer componente puede contener el 90% de la variancia, el segundo el 80% de la remanente y el tercero el 70% del remanente de la segunda. En términos generales, entre los dos o tres primeros componentes principales se contiene entre el 95% hasta más del 99% de la información contenida en la escena de entrada. Por tanto, es posible reducir el número de dimensiones de la imagen multiespectral sin perder información sustancial.

La fusión de imágenes mediante PCA tiene dos aproximaciones ([Pohl, 1998]:

- 1 Sustitución. Reemplazo del primer componente principal por otra imagen (*Principal Component Substitution PCS*) (Chavez *et al*, 1991) (figura 3.7).
- 2 Combinación de los componentes principales de todas las imágenes de los distintos sensores (Yésou *et al*, 1993).

La primera aproximación sigue la idea de incrementar la resolución espacial de los multicanales de la imagen introduciendo una imagen con alta resolución. El canal que reemplaza al PC1 es normalizado a la variancia de está primer componente y promediada. Un valor alto de resolución de imagen reemplaza a PC1, el cual es común en todas las bandas mientras la información espectral es única para cada banda (Chávez *et al*, 1991). El primer PC1 cuenta con una variancia máxima la cual puede maximizar el efecto de la alta resolución de datos en la fusión de imágenes (Shettigara, 1992). Un esquema de esta aproximación se presenta a continuación.

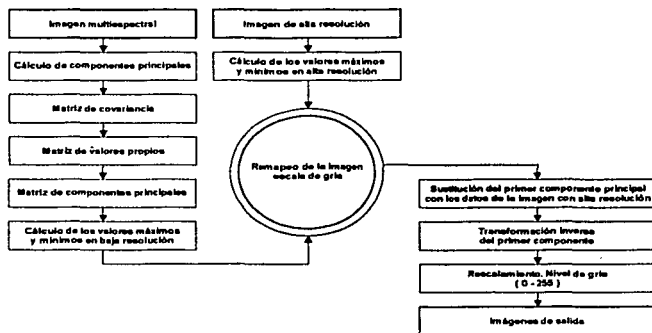


Figura 3.7.
Fusión de componentes principales por el método de sustitución

El segundo procedimiento integra la naturaleza dispar de los datos de entrada del multisensor en una imagen. Las bandas de la imagen de diferentes sensores son combinadas en un archivo y un PCA es calculado desde

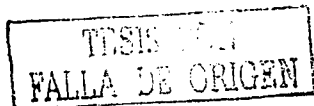
todas las bandas. Algunos ejemplos de fusión de imagen aplicados con ambos métodos de PCA son reportados por (Yésou *et al*, 1993) y (Richards, 1984).

Los métodos de fusión con PCA son sensibles a la elección del área de análisis por que la matriz de covariancia y correlación son específicos a la extensión geográfica seleccionada. El coeficiente de correlación refleja una estrecha relación en muestras homogéneas. Sin embargo, los cambios en los valores de banda debidos a las diferencias marcadas en los tipos de coberturas también influyen en las correlaciones y particularmente en las variancias (Campbell, 1993).

3.4.2. Técnicas de fusión de imágenes con transformada de onduleta (wavelet)

Una herramienta matemática en el campo del procesamiento de señales y aplicada en fusión de imágenes de sensores radar y landsat es la transformada onduleta con el concepto del análisis de multiresolución (MRA). La transformada onduleta continua se desarrolló como una alternativa de aproximación a la transformada de Fourier en tiempo corto (STFT) para superar el problema de resolución. Es capaz de proporcionar simultáneamente información de la señal en el tiempo y en la frecuencia. A la señal en el dominio del tiempo se le aplican filtros paso alto y paso bajo. Este procedimiento es repetitivo, es decir, se toma cualquier porción de la señal y se hace lo mismo otra vez. Esta operación se llama descomposición. Se continúa así hasta que se haya descompuesto la señal a cierto nivel predefinido. Entonces se tiene un grupo de señales que realmente representan la misma señal pero que corresponden a diferentes bandas de frecuencia. El principio de incertidumbre, originalmente formulado por Heisenberg, se toma por analogía a señales y sostiene que: "La información de frecuencia y tiempo de una señal a un cierto punto en el plano de tiempo-frecuencia no puede ser conocida". En otras palabras, no se puede saber qué componente espectral existe en cualquier instante de tiempo dado. Lo mejor que se puede hacer es investigar qué componentes espectrales existen a un intervalo dado de tiempo. Este es un problema de resolución y es la razón por la que la STFT ha cambiado por la transformada de onduleta, ya que la STFT proporciona una resolución fija en todo momento, mientras que la transformada de onduleta da una resolución variable, es decir, las frecuencias más altas se ven mejor en intervalos de tiempo corto y las frecuencias más bajas se ven mejor en intervalos de tiempo largo. Esto significa que los componentes de frecuencia alta pueden localizarse mejor en el tiempo (con error relativo) que los componentes de frecuencia baja. Por el contrario, un componente de frecuencia bajo puede localizarse mejor en frecuencia comparada a las de un componente de frecuencia alto.

La transformada de onduleta en el contexto de la fusión de imagen se utiliza para describir diferencias entre imágenes sucesivas mediante el análisis de multiresolución MRA. Dicha transformada de onduleta crea una sumatoria de funciones elementales. Los pesos asignados a cada onduleta se llaman coeficientes de onduletas, y juegan un papel importante en la determinación de las estructuras características de cierta escala y locación. La interpretación de estructuras o detalles de la imagen depende de la escala en dicha imagen, la cual es jerárquicamente compilada en una pirámide producida durante el proceso de MRA (Ranchin y Wald, 1993, Yocky, 1995 y 1996, Unser, 1995, Garguet, 1996, Wilson, 1995, Rioul, 1991). Cuando los coeficientes de onduletas se determinan en las dos imágenes de resolución espacial diferente, un modelo de transformación se deriva para establecer el coeficiente de onduleta ausente en la imagen de resolución baja. Usando éste, es posible crear una imagen sintética desde la información de resolución más baja a la imagen de resolución más



alta. Este método se llama ARSIS, abreviatura en francés de "Amélioration de la Résolution Spatial par Injection de structures" (Blanc, 1998).

Para descomponer los datos en coeficientes de onduletas, se usa el algoritmo de transformación conocido como *a trous* (con hoyos). El análisis multirresolución en la teoría de onduleta permite obtener detalles entre niveles sucesivos de escala o resolución. El método se basa en la descomposición de la imagen en canales múltiples basados en su contenido de frecuencia local. La transformada de onduleta da un marco de trabajo para descomponer imágenes en un número de nuevas imágenes, cada una con diferente grado de resolución. En tanto que la transformada de Fourier da una idea del contenido de frecuencia en nuestra imagen; la representación de onduleta es una representación intermedia entre Fourier y la representación espacial y puede dar una buena localización en ambos dominios frecuencia y espacio. La transformación de distribución de onduleta $f(t)$ puede ser expresada como

$$W(f)(a, b) = |a|^{-1/2} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (3.29)$$

a y b parámetros de escalamiento y desplazamiento respectivamente.

Cada función base $\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$ es una versión escalada y desplazada de la función ψ llamada onduleta madre.

$$\text{Esta función base satisface } \int \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt = 0 \quad (3.30)$$

La aproximación discreta de la transformada de onduleta puede hacerse con algoritmos diferentes. El más popular es el de Mallat (1989) que utiliza una base ortonormal, pero la transformación no es invariante al desplazamiento, lo cual puede ser un problema en el análisis de la señal, reconocimiento de patrones o en fusión de datos.

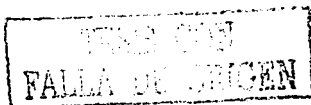
Li, 1995 presenta el esquema de fusión de imágenes basado en la transformada de onduleta aplicado a imágenes landsat y seasat SAR. Una regla de máxima selección y verificación de consistencia (*consistency verification*) se usa para la selección de los coeficientes de onduletas. La nueva imagen se obtiene tomando la transformada inversa de los coeficientes de onduletas fusionados.

Núñez *et al*, 1999 aplicaron la transformada discreta de onduleta conocida como algoritmo de *a trous* para descomponer la imagen en planos onduleta. La fusión de imagen basada en onduletas puede ser llevada en dos formas.

Método de sustitución. Remplazando algunos coeficientes de onduletas de una imagen multispectral por los coeficientes correspondientes de una imagen de alta resolución.

Método aditivo. Añadiendo coeficientes de alta resolución a datos multispectrales.

En el método de sustitución, algunos de los planos de onduletas de la imagen multispectral son sustituidos por planos correspondientes a la otra imagen (pancromática, radar) y la otra posibilidad es añadir un plano de



onduleta de una imagen de alta resolución directamente a la imagen multiespectral. En el método aditivo toda la información espacial en la imagen multiespectral se preserva. De aquí que, la ventaja principal del método aditivo es que se utiliza el detalle de la información de ambos sensores.

Una desventaja importante de la transformada de onduleta, aplicada a fusión de imágenes, es su bien conocida dependencia al desplazamiento, por ejemplo, un simple desplazamiento en la señal de entrada da una transformación totalmente diferente (Rockinger, 1999). Este resultado en fusión de imagen es inconsistente cuando se realiza una fusión en una secuencia de imágenes.

Para lidiar con la dependencia de cambio del esquema de fusión por onduletas, las imágenes de entrada deberán ser descompuestas en una representación invariante de desplazamiento. Hay diversas maneras de lograrlo. La más directa es calcular la transformada de onduleta para todos los posibles desplazamientos circulares de la señal de entrada. En este caso, no todos los desplazamientos son necesarios ni calculados. Otra aproximación simple es reducir el submuestreo en el proceso de descomposición, modificando también los filtros en cada nivel de descomposición, resultando en una representación de señal altamente redundante. La transformada de onduleta usando filtros de Daubechies y Haar fueron estudiadas por Rockinger, 1997.

Ranchien *et al*; (1993) describen la utilización del método de fusión con onduletas para fusión de varias bandas espectrales de imágenes del satélite SPOT. Debido a la resolución espacial diferente de los datos de imagen SPOT, ellos hacen explícito el uso de propiedades de multiresolución de la transformada de onduleta en el proceso de fusión. Li *et al*; (1995) usó este método para la fusión de radar de apertura sintética y datos de imágenes multiespectrales.

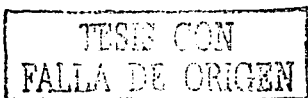
3.4.3. Métodos no lineales, campos aleatorios de Markov y redes neuronales artificiales aplicados a fusión de imágenes

Métodos no lineales

Otra aproximación simple para fusión de imágenes es construir la imagen fusionada por la aplicación de un operador no lineal simple como máximo o mínimo. Si en todas las imágenes de entrada el objeto brillante es de interés, una buena elección es calcular la imagen fusionada por la aplicación pixel por pixel de un operador máximo.

Una extensión de esta aproximación introduce operadores morfológicos de apertura o cerradura (*opening or closing*). Una aplicación de esta extensión es el uso de operadores morfológicos condicionados por la definición de figuras presentes en ambas imágenes y un conjunto de figuras potenciales presentes sólo en una fuente, donde el proceso de fusión actual se realiza por la aplicación condicional de los operadores de erosión y dilatación.

Una extensión adicional a esta aproximación es el álgebra de imagen, la cual es una extensión de alto nivel de una imagen morfológica, diseñada para describir las operaciones de procesamiento de toda la imagen. Los tipos básicos definidos en el álgebra de imagen son valores de grupo, que son grupos coordinados los cuales



pertenecen a la integración de diferentes resoluciones y mosaicos, imágenes y plantillas. Para cada tipo básico se definen operaciones binarias para investigar desde grupos de operaciones básicas hasta operaciones más complejas en imágenes. El álgebra de la imagen se ha empleado en forma genérica para combinar imágenes multisensor.

Campos aleatorios de Markov. Aproximaciones de optimización (*optimization approaches*)

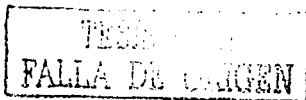
En esta aproximación de fusión de imagen, la fusión tiene como objetivo expresar una optimización al problema bayesiano. Usando los datos de la imagen multisensor y un modelo *a priori* del resultado de fusión, la meta es encontrar una imagen fusionada la cual maximiza la probabilidad *a posteriori*. Todas las imágenes de entrada son modeladas como campos aleatorios de Markov para definir funciones de energía las cuales describen la meta de fusión. Debido a la equivalencia de campos aleatorios de Gibbs y campos aleatorios de Markov, esta función de energía puede ser expresada como la suma de los potenciales llamados clique (un clique es el pixel mismo o bien un conjunto de pixeles vecinos), donde sólo los pixeles en una vecindad predefinida afectan al pixel actual.

La tarea de la fusión se basa entonces de una función de maximización de energía. De aquí que esta función de energía será en general no convexa. Típicamente el procedimiento de optimización utilizado es estocástico, tal como el método de recocido simulado o métodos similares iterativos. Solberg *et al*, 1994, uso el modelo de campos aleatorios de Markov para la clasificación de imágenes de satélite capturados a diferentes días.

Redes neuronales artificiales (*Artificial Neural Networks ANNs*)

Inspirados por la fusión de diferentes señales de sensores en sistemas biológicos, se han empleado redes neuronales artificiales en el proceso de fusión de imagen a nivel pixel. El ejemplo más popular para la fusión de diferentes imágenes de sensores en sistemas biológicos, se describe por Newman y Hartline en los ochenta (Newman, 1982). La base del método es la utilización de una multitud de elementos de cálculo no lineales y elementales (denominados neuronas), organizados como redes, que se asemejan a la forma en que se pueden estar interconectadas las neuronas en el cerebro, llamadas redes neuronales. Las redes neuronales no suponen ninguna distribución *a priori* de los datos, la ventaja de las redes neuronales es que pueden identificar patrones sutiles. El problema de las redes neuronales es el entrenamiento de las neuronas el cual puede ser muy difícil. De hecho, el problema de establecer el compromiso entre el número de capas y el de nodos, generalmente se resuelve por el método de tanteo o con experiencia previa en un tipo determinado de problemas.

Diversos modelos de investigación de este proceso de fusión se han utilizado en imágenes multiespectral por combinación de varias redes neuronales. Ajijmarangsee y Huntsberger [Aji, 1988] modelaron este proceso de fusión para la combinación de imágenes multiespectrales por combinación de tres redes neuronales. Waxman *et al*, (Waxman95) usaron la combinación de espacio de color y una aproximación de redes neuronales artificiales para realizar una fusión de imágenes LLTV (*Low Light Visible Images*) y FLIR (*Forward Looking Infrared*)



obtenidas de sensores de aviones, donde las imágenes LLTV sirven como base en la cual la región relevante de la imagen FLIR fue combinada.

3.4.4 Fusión de imágenes con pirámides

Las imágenes piramidales fueron inicialmente desarrolladas para un análisis multiresolución. Una pirámide de imagen genérica es una secuencia de imágenes donde cada imagen se construye mediante un filtrado paso bajo y un submuestreo de sus predecesores. Debido al submuestreo, el tamaño de la imagen se reduce a la mitad en ambas direcciones espaciales en cada nivel del proceso de descomposición dando una representación multiresolución de la señal.

Es necesario la diferencia entre la imagen de entrada y la imagen filtrada de cada nivel de descomposición para permitir una reconstrucción de la representación piramidal. Con descomposición piramidal realiza una representación de una señal en dos pirámides. Estas son la pirámide de suavizado (*smoothing pyramid*), la cual contiene el valor promedio de píxeles, y la pirámide diferencial (*difference pyramid*), que contiene las diferencias de píxeles, por ejemplo, los bordes. Así, la pirámide diferencial puede ser vista como una representación de bordes multiresolución de la imagen de entrada.

Las modificaciones de este esquema genérico de fusión del tipo de pirámide fueron por Toet (Toet, 1989), quien propone la construcción de una pirámide de cocientes en vez de una pirámide de diferencias para la fusión de TV e imágenes FLIR y modificando el tipo de filtro. Burt (Burt, 1993) describe la construcción de una pirámide diferencial orientada (*difference pyramid*) llamada pirámide de gradientes y modificando un esquema de selección basado en una medida de salientes locales para fusión de imágenes de LLTV y FLIR. Theodore, 1999 estudia tres técnicas de pirámides las cuales son pirámides de cocientes paso bajo (RoLP), pirámide de gradientes y pirámides morfológicas aplicadas a imágenes SAR y landsat. Estos métodos de fusión por transformada de onduleta, pueden ser considerados también un esquema piramidal de fusión.

El proceso de fusión puede describirse por el esquema de fusión multiresolución genérico (Rockinger, 1999), el cual se aplica para ambas estructuras de pirámides de imagen y la aproximación de onduleta (figura 3.8).



Figura 3.8.
Esquema genérico de fusión.

La idea de un esquema de fusión multiresolución genérico es motivada por el hecho de que el sistema de visión humano es primariamente sensible a contrastes locales, por ejemplo, bordes.

**TESIS CON
FALLA DE CUBREN**

CAPÍTULO 4

Métodos multirresolución de fusión de imágenes

4.1. Métodos multirresolución de fusión de imágenes por pirámide

El problema esencial de combinar imágenes es la "conservación de patrones", es decir, los detalles importantes de los componentes en la imagen deben ser preservados en una imagen resultante compuesta. El proceso de fusión no deberá introducir patrones que puedan interferir con el análisis subsecuente. En este estudio se usan diversas técnicas de fusión de imágenes. Ocho son de interés: la pirámide laplaciana, la pirámide laplaciana FSD (*Filter-Subtract-Decimate*), la pirámide de cocientes, la pirámide de contraste, la pirámide de gradientes, la transformada de onduleta y la pirámide morfológica.

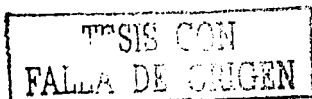
Cuando se hace un acercamiento en una imagen, claramente se ve las subestructuras, aunque se pierde la nitidez en los contornos. Contrariamente, cuando se hace un alejamiento para mirar la imagen entera, el detalle de la escena se pierde, por lo que el detalle de la imagen puede ser observado sólo a cierta escala, con un cierto rango de resolución espacial. Por esta razón, es deseable representar una imagen sobre un rango de escalas, dependiendo del contenido estructural.

Una serie de imágenes con niveles progresivos de detalle puede crearse por aplicaciones repetitivas usando un proceso que opere en el dominio de escala espacial. Este operador podría eliminar pequeños detalles que ocurren a ciertos tamaños, es decir, actuando como filtro. La aplicación repetitiva de este operador separa las imágenes en escenas con diferente resolución y detalle. De tal manera que la reducción de la frecuencia de muestreo y el incremento del tamaño del filtro, genera una relación jerárquica.

Burt introdujo una fusión de imágenes basada en la descomposición laplaciana de la imagen jerárquica también conocida como pirámide DOLP (*Difference of Low-Pass*) (Burt, 1983, 1984). En este esquema, cada imagen de origen es primero transformada en un grupo de patrones (elementos primitivos). Entonces, el grupo de patrones elementales de diversas fuentes son combinados para formar un grupo común en una imagen compuesta y reconstruir así la imagen compuesta a partir de un grupo de imágenes primitivas.

Una pirámide es una secuencia de imágenes en la cual cada imagen se filtra y representa una copia submuestreada de sus predecesores (Toet, 1989a, 1989b y 1989c, 1992). El término "pirámide multirresolución" viene de la relación que se establece entre los niveles sucesivos de la pirámide que son copias reducidas de la imagen de entrada (Burt, 1993, Marshall, 1994, Toet, 1989).

Las técnicas usadas para generar pirámides puede clasificarse en tres tipos: lineales, de transformaciones y de morfología matemática. Los tipos lineales se describen a través de la pirámide laplaciana y gaussiana, la pirámide FSD, la pirámide de cocientes, la pirámide de contraste, la pirámide de gradientes, mientras que la



transformada de onduleta que es una técnica de transformación, y la pirámide morfológica describen la técnica de morfología matemática.

4.2. Pirámides laplaciana y gaussiana

Cada imagen en una pirámide es obtenida con un filtro paso bajo y es una copia submuestreada de la imagen previa, resultando un grupo de imágenes con resolución espacial diferente por filtración. El filtro lineal paso bajo es el más usado para la generalización piramidal el cual se convoluciona con el kernel gaussiano. La pirámide formada usando esta técnica se definen como pirámide gaussiana (Burt, 1983 y 1993, Marshall, Toet, 1989).

El primer paso en la generación de una pirámide laplaciana es la aplicación de un filtro paso bajo en la imagen original g_0 para obtener la imagen g_1 . La imagen g_1 es una versión reducida de g_0 en la que tanto la resolución, como la densidad de muestreo disminuyen, el proceso se repite de manera iterativa. En forma similar, g_2 es una versión reducida de g_1 (figura 4.1). El filtrado se realiza por un procedimiento equivalente a la convolución con un miembro de una familia de funciones locales simétricas. Un importante miembro de esta familia es la densidad de probabilidad gaussiana. Así, a la secuencia de imágenes g_0, g_1, \dots, g_n se le llama pirámide gaussiana.

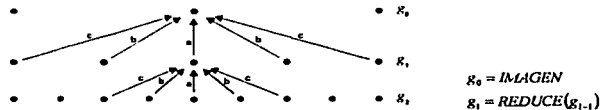
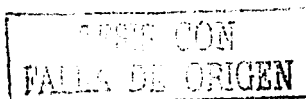


Figura 4.1.
Representación gráfica del proceso para generar una pirámide gaussiana.

La representación gráfica del proceso para generar una pirámide gaussiana se muestra en la figura 4.1. Cada punto en la línea representa un nodo con un nivel en la pirámide. El valor de cada nodo en el nivel cero es sólo el nivel de gris de un pixel correspondiente de la imagen. El valor de cada nodo en un nivel alto son los coeficientes de ponderación promedio de los valores de nodos en el siguiente nivel menor. El mismo patrón de ponderación es usado para generar todos los niveles (Burt, 1993).

4.2.1 Generación de una pirámide gaussiana

Suponiendo que la imagen se representa por un arreglo g_i , el cual contiene C columnas y R líneas de pixeles, cada pixel representa la intensidad de luz en el correspondiente punto de la imagen por un entero I , entre 0 y $K - 1$. Esta imagen comienza en el nivel inferior o cero de la pirámide gaussiana. El nivel 1 de la pirámide gaussiana contiene la imagen g_1 , el cual es reducido por un filtrado paso bajo de g_0 . Cada valor con un nivel 1 se calcula con los promedios ponderados de valores en nivel 0, y con una ventana de filtrado de 5×5 .



Cada valor en el nivel 2 se representa como g_2 , y entonces se obtiene los valores del nivel 1 aplicando el mismo patrón de ponderación. En la figura 4.1 se representa este proceso en una dimensión. El tamaño de la función de ponderación no es crítica aunque una ventana de 5×5 da un filtrado adecuado (Burt, 1993).

El proceso de generación de cada nivel a partir del anterior se realiza por la función *REDUCE*

$$g_i = REDUCE(g_{i-1}) \quad (4.1)$$

para niveles $0 < i < N$ y nodos $i, j, 0 \leq i < C_1, 0 \leq j < R_1$,

$$g_i(i, j) = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m, n) g_{i-1}(2i + m, 2j + n) \quad (4.2)$$

donde N se refiere al número de niveles de la pirámide, mientras que C_1 y R_1 son las dimensiones del nivel j th.

4.2.2 Generación del kernel

El patrón de ponderación de 5×5 , w , se usa para generar el arreglo piramidal de sus predecesores. Este patrón de pesos se llama kernel generador, y se elige de acuerdo a ciertas condiciones. La función ponderada $w(m, n)$ es separable, y se define

$$w(m, n) = w'(m)w'(n) \quad (4.3)$$

Los coeficientes de ponderación son siempre reales, se eligen para ser simétricos y normalizados, por ejemplo la función w' normalizada es

$$\sum_{m=-2}^2 w'(m) = 1, \quad (4.4)$$

ya la simétrica es

$$w'(i) = w'(-i) \quad \text{para } i = 0, 1, 2 \quad (4.5)$$

Además, existe una condición adicional de igual contribución, ésta estipula que la suma de todas las contribuciones desde un nodo dado n es independiente de n , es decir, todos los nodos a un nivel dado contribuyen con la misma ponderación total ($= 1/4$) para nodos del siguiente nivel. Supongamos que $w'(0) = a$, $w'(-1) = w'(1) = b$, y $w'(-2) = w'(2) = c$ (figura 4.1). En este caso, iguales contribuciones requieren que $a + 2c = 2b$. Estas tres condiciones se satisfacen cuando w' se define como

$$w'(0) = a \quad (4.6)$$

$$w'(1) = w'(-1) = \frac{1}{4}; \quad (4.7)$$

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

$$w'(2) = w'(-2) = \frac{1-a}{2} \quad (4.8)$$

los diferentes valores considerados para a son 0.6, 0.5, 0.4 y 0.3.

4.2.3 Funciones de ponderación equivalente o ponderación promedio

La generación de una pirámide iterativa es equivalente a la convolución de la imagen g_0 con un grupo de datos de "funciones de ponderación equivalente" h_i ,

$$g_i = h_i * g_0 \quad (4.9a)$$

$$g_i(i, j) = \sum_{m=-M_i}^{M_i} \sum_{n=-M_i}^{M_i} h_i(m, n) g_0(i2^i + m \cdot j2^i + n) \quad (4.9b)$$

El tamaño de M_i de la función de ponderación equivalente se duplica de un nivel al siguiente, al igual que lo hace la distancia entre las muestras. El efecto de la convolución de una imagen con una función de ponderación equivalente h_i equivale a generar una imagen aplicando un filtro paso bajo.

Las funciones de ponderación equivalente de los niveles de pirámides gaussianas 1, 2, 3 se muestran en la figura 4.2 para el caso de $a = 0.4$. La forma de la función equivalente converge rápidamente a una forma características conforme se alcanzan niveles sucesivos más altos en la pirámide, de tal forma que sólo cambia su escala. En este caso, para comparar, el eje de escala se ajustó por un factor de dos. El parámetro a del kernel generador es 0.4 y los resultados de la función de ponderación equivalente es muy parecida a la función de probabilidad gaussiana (Burt, 1993).

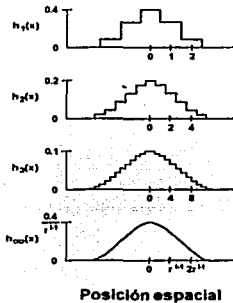


Figura 4.2.

Funciones de ponderación equivalentes $h_i(x)$ para nodos en el nivel 1, 2, 3 e infinito de la pirámide gaussiana, el parámetro $a = 0.4$.

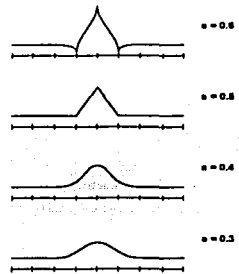


Figura 4.3.

La forma de la función de ponderación equivalente depende del parámetro a .

Las formas características para cuatro elecciones se muestran en la figura 4.3. Las funciones de ponderación equivalentes son gaussianas, particularmente cuando $a = 0,4$. La función es triangular cuando $a = 0,5$ y para $a = 0,3$ es una gaussiana amplia. Para $a = 0,6$ la función es trimodal.

En este estudio, el valor de a usado en este estudio fue 0.4 porque sus funciones de ponderación se emplearon como gaussianas.

4.2.4 Interpolación de la pirámide gaussiana

Si definimos la función *EXPAND* como la inversa de *REDUCE*, el efecto de *EXPAND* es $(M + 1)$ por $(N + 1)$ arreglos en un $(2M + 1)$ por $(2N + 1)$ arreglos por interpolación de nuevos nodos de valores entre los valores dados. De aquí, el *EXPAND* aplicado al arreglo g_i de la pirámide gaussiana podría dar un arreglo $g_{i,1}$ el cual es del mismo tamaño como g_{i-1} .

Sea $g_{i,n}$ el resultado de la expansión g_i n veces. Entonces

$$g_{i,0} = g_i \quad (4.10)$$

y

$$g_{i,n} = \text{EXPAND}(g_{i,n-1}) \quad (4.11)$$

EXPAND significa, que para niveles $0 < i \leq N$ y $0 \leq n$ y nodos $i, j, 0 \leq i < C_{i,n}, 0 \leq j < R_{i,n}$

$$g_{i,n}(ij) = 4 \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m,n) \cdot g_{i,n-1} \left(\frac{i-m}{2}, \frac{j-n}{2} \right) \quad (4.12)$$

Los términos $(i-m)/2$ y $(j-n)/2$ son enteros incluidos en esta suma.

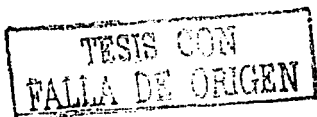
Si aplicamos la función *EXPAND* l veces a la imagen g_i , entonces se obtiene $g_{i,l}$, el cual es del mismo tamaño de la imagen original g_0 .

4.2.5 Pirámide estándar gaussiana y laplaciana (DOLP)

Para crear una pirámide gaussiana de una imagen I , dado G_k es el $k^{\text{ésimo}}$ nivel de la pirámide gaussiana para la imagen I , hay que aplicar entonces $G_0(i, j) = I(i, j)$ y para $k > 0$

$$G_k = [w * G_{k-1}]_{1/2} \quad (4.13)$$

Donde w , es el kernel generador y la notación $[...]_{1/2}$ indica que el arreglo de la imagen en el paréntesis es submuestreado por n , * el operador convolución. Para todos los elementos, w debe ser la suma igual a la imagen I ; y, por simplicidad, w se define como separable, donde $w = \psi * \psi$.



La diferencia entre dos niveles en la pirámide gaussiana es similar a un filtrado paso alto sobre la imagen. Con el fin de obtener la diferencia entre dos niveles subsecuentes, el nivel de baja resolución deberá ser expandido al mismo tamaño de la imagen a una alta resolución. Si esto se hace para cada nivel de pirámide gaussiana, se crea una pirámide laplaciana; L_k donde k es el $k^{\text{ésimo}}$ nivel de la pirámide laplaciana, definido como

$$L_k = G_k - 4w * [G_{k+1}]_{H_2} \quad (4.14)$$

usando la notación de convolución, donde $[...]_{H_2}$ indica un sobremuestreo (*upsampling*) por un factor de dos. Para llevar a cabo el sobremuestreo, líneas y columnas de ceros se añaden entre las líneas y columnas existentes. La convolución con w interpola valores de las columnas y líneas de ceros. El kernel w usado en la reconstrucción de la pirámide gaussiana es el filtro 5×5 . Siendo ψ el filtro binomial de 3×3 .

$$\psi = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \frac{1}{16} \quad (4.15)$$

y

$$w = \psi * \psi = \begin{bmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix} \frac{1}{256} \quad (4.16)$$

El valor usado para w se debe a las propiedades similares de una gaussiana; sin embargo, w puede ser definido de manera diferente.

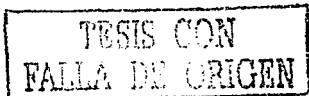
La pirámide laplaciana también puede ser definida usando métodos de promedios ponderados. Dicha pirámide es una secuencia de imágenes de error L_0, L_1, \dots, L_N , donde cada imagen es la diferencia entre dos niveles de la pirámide gaussiana.

De aquí, para $0 \leq l < N$

$$L_l = G_l - EXPAND(G_{l+1}) \quad (4.17)$$

Para una pirámide linealmente filtrada, $EXPAND$ se puede definir como

$$g_l(i, j) = 4 \sum_{m,n=-2}^2 w(m, n) g_{l-1} \left(\frac{i+m}{2}, \frac{j+n}{2} \right) \quad (4.18)$$



donde sólo coordenadas enteras contribuyen a la suma. El nivel superior de la pirámide laplaciana, es igual que el nivel superior de la gaussiana $L_n = G_n$.

El algoritmo de construcción de la pirámide reduce el ancho de banda en un octavo de nivel a nivel. La pirámide laplaciana es equivalente a un filtro paso banda con un ancho de banda igual a la distancia entre octavas. Este filtrado sobre una imagen tiene el efecto de pérdida de nitidez. Esto se debe a que los bordes agudos están compuestos de componentes de alta frecuencia que están en la parte menor de la pirámide. Cuando expandimos el tamaño de una imagen menor, la imagen mayor, aparece borrosa.

La reconstrucción de una imagen a partir de su pirámide laplaciana es directa es decir, la imagen original se recupera por la expansión de niveles altos de la pirámide e incorpora el siguiente nivel superior repetidamente. Esto se expresa como

$$\hat{G}_n = L_n \quad (4.19)$$

$$\text{y } \hat{G}_k = L_k + \text{EXPAND}(\hat{G}_{k+1}) \text{ para } k = n-1, n-2, \dots, 0 \quad (4.20)$$

La reconstrucción de la imagen fuente ocurre cuando $\hat{G}_0 = G_0$.

4.3. Pirámide laplaciana FSD (*Filter-Subtract Decimate*)

La pirámide laplaciana FSD se define como la diferencia entre el nivel gaussiano G_k y la copia filtrada del nivel gaussiano anterior G_{k+1} antes de ser submuestreada para el siguiente nivel G_{k+1} . Por esta razón, la función *REDUCE*, tal como se ha definido, no trabajará con una pirámide laplaciana FSD porque *REDUCE* realiza la operación de filtrado y submuestreo al mismo tiempo. Sea L_k donde k es el $k^{\text{ésimo}}$ nivel de la pirámide laplaciana FSD la cual se define matemáticamente como

$$L_k = G_k - w * G_{k+1} = [I - w] * G_{k+1} \quad (4.21)$$

donde I es una matriz de la misma dimensión de w y en la que todos los valores son cero excepto el valor central, que es uno. En el caso de la matriz de 3 por 3, la matriz de I queda definida como

$$I = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.22)$$

Al analizar el proceso de formación de la imagen en la pirámide laplaciana, L_k , se revela que la pirámide gaussiana G_k , es secuencialmente convolucionada con w , submuestreada, sobremuestreada, convolucionada

da con w otra vez y entonces restada con ella misma (ecuaciones 4.13 y 4.14). Sin embargo, si el paso de remuestreo no se realiza, el resultado es solo ligeramente diferente. Obsérvense las siguientes ecuaciones

$$\begin{aligned} L_i &= G_i - 4w * \left[[w * G_i]_{1,2} \right]_{1,2} \approx G_i - w * w * G_i \\ &= [1 - w * w] * G_i \\ &= [1 + w] * [1 - w] * G_i \end{aligned} \quad (4.23)$$

De aquí, la pirámide laplaciana FSD puede ser convertida a pirámide laplaciana a través de la conversión

$$L_i \approx [1 + w] * L_i \quad (4.24)$$

La reconstrucción de la pirámide para obtener la imagen original se realiza por conversión de la pirámide laplaciana FSD en una pirámide laplaciana; sin embargo, la pirámide laplaciana reconstruida no es una réplica exacta de la original (Burt, 1993).

4.4. Pirámide de cociente de paso bajo (Ratio of Low Pass Pyramids)

La pirámide de cociente de paso bajo (RoLP) adquiere su nombre a partir de la relación que existe entre niveles sucesivos de la pirámide. Las pirámides RoLP son muy similares a la laplaciana; en vez de tomar la diferencia entre el nivel de una pirámide gaussiana, la RoLP toma la relación entre niveles de una gaussiana. La pirámide RoLP, R_k , se define matemáticamente como

$$R_k = \frac{G_k}{EXPAND(G_{k+1})} \quad \text{para } k = n-1, n-2, \dots, 0 \quad (4.25)$$

y

$$R_n = G_n \quad (4.26)$$

Cada nivel en la pirámide RoLP es la relación de dos niveles sucesivos en la pirámide gaussiana.

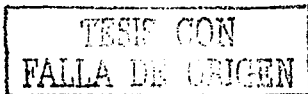
Sea \hat{G}_0 la imagen reconstruida de la pirámide RoLP. El proceso de reconstrucción es el inverso del proceso de construcción

$$\hat{G}_n = R_n \quad (4.27)$$

y

$$\hat{G}_k = R_k EXPAND(\hat{G}_{k+1}) \quad \text{para } k = n-1, n-2, \dots, 0 \quad (4.28)$$

El proceso de reconstrucción para la pirámide RoLP es exacto o en otras palabras, $\hat{G}_0 = G_0$.



4.5. Pirámide de gradientes

El término pirámide de gradiente es inapropiado, porque una pirámide de gradientes es una colección de cuatro pirámides. Dado que D_M , representa el k -ésimo nivel y l -ésima la orientación de la pirámide de gradientes para una imagen I , D_M , se obtiene de la convolución de G_k con el filtro gradiente d_l , también llamado "filtrado orientado de segunda derivada".

$$D_M = d_l * [G_k + \psi * G_k] \quad (4.29)$$

$$\text{donde } d_1 = \begin{bmatrix} 1 & -1 \end{bmatrix}. \quad (4.30)$$

$$d_2 = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \quad (4.31)$$

$$d_3 = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (4.32) \text{ y}$$

$$d_4 = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \quad (4.33)$$

La reconstrucción de una imagen a partir de una pirámide de gradiente requiere una pirámide laplaciana y una pirámide laplaciana FSD como paso intermedio. Cada nivel de la pirámide de gradiente D_M es convertido a su correspondiente segunda derivada en la pirámide o nivel orientado laplaciano L_M

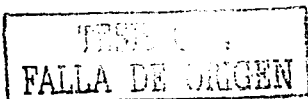
$$L_M = -\frac{1}{8} d_l * D_M \quad (4.34)$$

Una pirámide laplaciana FSD, L_k , se forma entonces por la suma de sus pirámides orientadas

$$L_k = \sum_{l=1}^4 L_M \quad (4.35)$$

4.6. Pirámide de morfología matemática (*mathematical morphology pyramids*)

La morfología matemática es una herramienta para extraer componentes de una imagen que sean útiles en la representación y descripción de la forma de una región, tales como contornos. El lenguaje de la morfología



matemática es la teoría de conjuntos; éstos representan las formas de los objetos de una imagen. La localización de contornos se estima con filtros lineales aunque alteran la luminosidad del objeto. Por otro lado, los filtros morfológicos (Haralick, 1989) remueven detalles sin añadir influencias en las escalas de grises y son apropiados para extraer formas (Toet, 1989). Esta sección contiene una explicación breve de morfología matemática y sus operadores.

Como antes indicamos, la resolución jerárquica, llamada piramidal, es producida por un filtro paso bajo y es entonces remuestreada para generar el siguiente nivel de resolución menor. Las bases de pirámide morfológica requieren del teorema de remuestreo morfológico el cual explica como una aproximación de filtrado relaciona a la imagen muestreada. Esto explica que clase de formas son preservadas y cuales son eliminadas.

Ahora bien, una imagen binaria discreta se representa en un espacio bidimensional entero (2D) en un plano discreto \mathbb{Z}^2 , donde cada elemento de un conjunto es una dupla (vector bidimensional) cuyas coordenadas son (x, y) del píxel de una imagen. Sea $f(x, y)$ y $A(x, y)$ donde $f(x, y)$ imagen de entrada y $A(x, y)$ elemento de estructura. f y A son funciones que asignan un valor de escala de grises (un número real del conjunto de números reales, a cada par de coordenadas (x, y)).

Los constructores de bloques de morfología son los operadores de dilatación y erosión. A partir de ellos podemos componer las operaciones de apertura y cierre. Son estas dos operaciones las que tienen mucha relación con la representación de formas, la descomposición y la extracción de primitivas.

La dilatación es una transformación que combina dos conjuntos usando vectores de adición de conjuntos de elementos. Si A y B son conjuntos, la dilatación de A y B son los conjuntos de todas las posibles sumas de vectores del par de elementos, uno de A y otro de B . La dilatación se denota por el símbolo \oplus y está matemáticamente definida como

$$A \oplus B = \{ c \in E^N \mid c = a + b \text{ para algunos } a \in A \text{ y } b \in B \} \quad (4.36)$$

donde A y B son los conjuntos en el N -espacio euclidiano (E^N) con los elementos a y b , respectivamente. La complejidad de la imagen de dilatación y erosión es similar a la de la convolución. Para entender el concepto de la dilatación, podría representar una línea recta en una imagen, que después de la dilatación, esta línea comienza a ampliarse (figura 4.4).

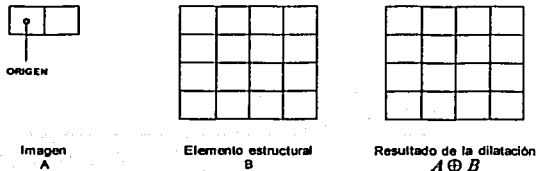


Figura 4.4.
Ejemplo de dilatación.

La erosión es la operación morfológica dual de la dilatación. La transformación de erosión combina dos conjuntos usando el vector de resta conjuntos de elementos. Si A y B son los conjuntos de datos en el N -espacio euclidiano con elementos a y b , respectivamente, la erosión se denota por el símbolo \ominus y matemáticamente se define como

$$A \ominus B = \{ x \in E^N \mid x + b \in A \text{ para cada } b \in B \} \quad (4.37)$$

Una vez más para conceptualizar; asumase una línea gruesa en una imagen, donde la línea es lo suficientemente gruesa para contener el elemento de estructura, y ésta se comienza a reducir. Si esta línea es dilatada y entonces erosionada, podría aparecer sin cambio porque la dilatación realiza su incremento, mientras la erosión provoca su reducción (figura 4.5).

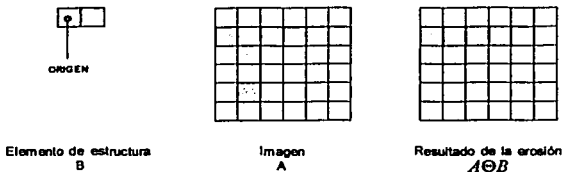


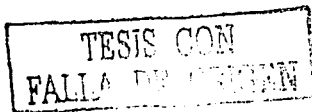
Figura 4.5.
Ejemplo de dilatación.

Usualmente se emplea la erosión y la dilatación por pares, ya sea la dilatación seguida por la erosión o al revés. El resultado de esta aplicación sucesiva de erosiones y dilataciones es una eliminación de detalles menores, sin distorsionar la forma global del objeto. Como se ha visto, la dilatación expande una imagen y la erosión la contrae.

Los filtros morfológicos son secuencias de operaciones morfológicas que tienen propiedades especiales con respecto a las formas en la imagen. Los filtros morfológicos son idempotentes y crecientes. Idempotentes significa que aplicaciones sucesivas del filtro deja el resultado sin cambios después que el filtro ha sido aplicado por primera vez, similarmente al efecto de aplicar un filtro paso banda lineal sobre una señal. Creciente significa que la operación mantiene relaciones de inclusión en las imágenes que transforma, o bien, si A es un subconjunto de B , entonces A filtrado por F es un subconjunto de B filtrado por F .

Los filtros morfológicos simples son transformaciones de apertura o de cierre. La apertura es una erosión seguida por una dilatación y es denotada por el símbolo \circ . El cierre es una dilatación seguida por una erosión y denotado por el símbolo \bullet .

Otras dos operaciones morfológicas apertura y cierre se describen de la siguiente forma. La apertura generalmente suaviza el contorno de una imagen, eliminando protuberancias deigadas. El cierre también tiende a suavizar secciones de contorno pero, en oposición a la apertura. Generalmente el cierre fusiona separaciones estrechas y profundas, eliminando pequeños huecos y rellenando agujeros del contorno (González, 1992).



Matemáticamente, la apertura o cierre se define como

$$A \circ f = (f \oplus A) \oplus A; \quad (4.38)$$

$$A \bullet f = (f \oplus A) \ominus A; \quad (4.39)$$

donde A es la imagen y f el elemento de estructura. Estos filtros son también paso bajas porque atenúan fluctuaciones de altas frecuencias entre el grupo y sus complementos. La apertura y cierre son considerados operadores duales porque uno trabaja sobre el frente y el otro sobre el fondo de la imagen. Para asegurar que el frente y fondo de una imagen sean tratados igualmente, se emplearán aperturas y cierres seguidos unos de otros. Los filtros morfológicos más frecuentes son la combinación de apertura y cierre, o cierre y apertura. Aquí se usa F para representar un filtro cierre-apertura

$$F = (A \bullet f) \circ f. \quad (4.40)$$

Hasta aquí se han definido los filtros morfológicos, por lo que se puede describir la generación de pirámides morfológicas de manera similar a la generación de pirámides gaussianas. Para generar la pirámide, la imagen actual es filtrada y submuestreada. Sea f la imagen original; la base de la pirámide, M_0 , necesita ser una copia morfológicamente filtrada de f ; el filtro usado para generar M_0 determinará qué filtro se debe usar para reconstruir la pirámide. La función *REDUCE* se puede definir nuevamente, en este caso como filtro morfológico de la imagen seguida de un submuestreo.

Para generar el siguiente nivel en la pirámide, *REDUCE* será aplicado a los niveles actuales. Sea M_0 la base de la pirámide y

$$M_k = \text{REDUCE}(M_{k-1}) \quad \text{para } 1 \leq k \leq n \quad (4.41)$$

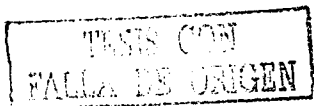
donde n profundidad de la pirámide y *REDUCE* $F(M_{k-1})_{1/2}$. De aquí, una pirámide de diferencias, similar a la pirámide laplaciana lineal que puede ser construida

$$D_k = M_k \quad (4.42)$$

y

$$D_k = M_k - \text{EXPAND}(M_{k+1}) \quad \text{para } k = n-1, n-2, \dots, 0 \quad (4.43)$$

Aquí, la función *EXPAND* se define como un submuestreo seguido por un cierre. *REDUCE* y *EXPAND* pueden utilizar cualquier filtro; sin embargo, el usuario debe asegurarse de que el filtro usado en la función *EXPAND* sea complementario al filtro empleado en la función *REDUCE*.



Si el filtrado de la imagen fuente f es un cierre, entonces se debe llevar a cabo una reconstrucción mínima y la función $EXPAND$ deberá usar el filtro de erosión.

Si el filtrado inicial de la imagen fuente f es una apertura, entonces se debe llevar a cabo una reconstrucción máxima y la función de $EXPAND$ deberá usar el filtro de dilatación.

La reconstrucción de la pirámide es de nuevo sencilla. La reconstrucción de la imagen, \hat{M}_n , puede ser obtenida con

$$\hat{M}_n = D_n \tag{4.44}$$

y

$$\hat{M}_k = D_k + EXPAND(\hat{M}_{k+1}) \quad \text{para } k = n-1, n-2, \dots, 0 \tag{4.45}$$

\hat{M}_n es una reconstrucción exacta de la pirámide.

4.7. Fusión de imagen usando la transformada de onduleta

La teoría de las onduletas se refiere a la representación de una función en términos de una familia biparamétrica de dilataciones y traslaciones de una función fija que, en general, no es senoidal, por ejemplo

$$f(x) = \int_{\mathfrak{R}} |a|^{-1/2} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) W_a f(a,b) da db$$

donde $W_a f$ es una transformada de f adecuadamente definida.

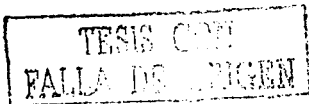
Sea $\psi \in L^2(\mathfrak{R})$. La función dilatada y trasladada se define

$$\psi_{a,b}(t) = |a|^{-1/2} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \dots, 0 \neq a \in \mathfrak{R}, b \in \mathfrak{R} \tag{4.46}$$

La reconstrucción de la función original se hace a partir de sus onduletas de descomposición. Para realizar la descomposición y la construcción de la función existe la condición de que ψ tenga una "atenuación suficiente", esto es

$$\int \frac{|\Psi(\omega)|}{\omega} < \infty \tag{4.47}$$

donde $\Psi(\omega)$ es la transformada de Fourier de $\psi(t)$. Para propósitos prácticos se puede utilizar la versión discreta de la transformada de onduleta. Considerando una señal a resoluciones sucesivas separadas por un factor de 2, la transformada discreta de onduleta puede ser definida para $a = 2^m$ y $b = n2^m$, donde m y n son enteros. De modo alternativo, se imagina un desarrollo en serie



$$f(t) = \sum_{m,n} c_{m,n} \psi_{m,n}(t) \quad (4.48)$$

donde $\psi_{m,n}(t) = 2^{-m/2} \psi[2^{-m}t - n]$, y $\psi_{m,n}(t)$ constituye una base ortonormal, así que los coeficientes de la transformada de ondulada pueden ser obtenidos por el producto interno

$$c_{m,n} = \langle f, \psi_{m,n} \rangle = \int \psi_{m,n}(t) f(t) dt \quad (4.49)$$

Para construir un análisis multiresolución, son necesarios que la función de escalamiento ϕ , así como sus versiones de dilatación y translación (*dilated and translated*), cumplan con $\phi_{m,n}(t) = 2^{-m/2} \phi[2^{-m}t - n]$. Para una m dada, las $\phi_{m,n}$ son ortonormales. Sea V_m un espacio extendido sobre las $\phi_{m,n}$ con una resolución de 2^m . Un análisis multiresolución es una serie de subespacios sucesivos anidados se generan $\dots \subset V_2 \subset V_1 \subset V_0 \subset V_{-1} \subset V_{-2} \dots$. Para cada m los $\phi_{m,n}$ constituyen un espacio W_m que es exactamente un complemento ortonormal de V_m en V_{m-1} . Matemáticamente se tiene $V_m \perp W_m$ y $V_{m-1} = V_m \oplus W_m$. El análisis multiresolución requiere un grupo de subespacios anidados como se ilustra en la figura 4.6. La representación en el espacio de frecuencia de la figura 4.6 se muestra de manera intuitiva en la figura 4.7.

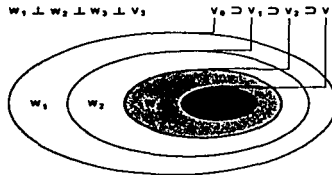


Figura 4.6.

Espacios de multiresolución anidados. El espacio V_0 puede ser descompuesto en un subespacio de resolución más bajo V_1 ; la diferencia entre V_0 y V_1 puede ser representada por el subespacio complementario W_1 . Similarmente, se descompone V_1 en V_2 y W_2 .

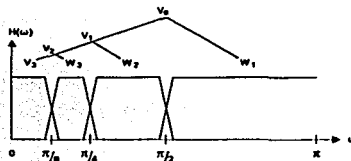
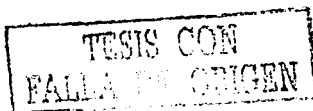


Figura 4.7.

Representación en el espacio de frecuencia de la figura 4.6.

Los coeficientes $a_{m-1,n} = \langle f, \phi_{m-1,n} \rangle$ y $a_{m,n} = \langle f, \phi_{m,n} \rangle$ describen las aproximaciones de la función f a las resoluciones 2^m y 2^{m-1} , respectivamente, mientras que los coeficientes $c_{m,n} = \langle f, \psi_{m,n} \rangle$ describen la información perdida cuando se va de una aproximación a otra.



Dado que $h_n = 2^{-1/2} \int \phi(t-n)\phi(2t)dt$ y $g_l = (-1)^l h_{l-n}$, se puede demostrar que existen relaciones recursivas entre coeficientes $c_{m,n}$ y $a_{m,n}$ y son

$$c_{m,n} = \sum_l g_{2n-l} a_{m-1,l} \quad (4.50)$$

$$a_{m,n} = \sum_l h_{2n-l} a_{m-1,l} \quad (4.51)$$

Estas ecuaciones representan operaciones de filtrado usando un filtro paso bajo h y uno paso alto g . Si la función f está dada en forma muestreada, entonces se pueden usar estas muestras para una aproximación de coeficientes de resolución de orden alto $a_{0,n}$. La aproximación de las funciones se calcula recursivamente combinando una operación de submuestreo con la operación de filtrado. Debido a sus asociaciones con bases de onduletas ortonormales, estos filtros proporcionan una reconstrucción perfecta como en el caso de los filtros

$$a_{m-1,l}(f) = \sum_n [h_{2n-l} a_{m,n}(f) + g_{2n-l} c_{m,n}(f)] \quad (4.52)$$

Se han construido filtros de respuesta a impulso finito (FIR) para la transformación de onduleta y se han utilizado tanto para la reconstrucción como para la descomposición. Sin embargo, estos filtros no son simétricos y son de fase no lineal.

Desafortunadamente, no existen filtros FIR ortonormales no triviales con fase lineal y propiedades perfectas. Una solución es relajar la condición de utilizar el mismo filtro para usar la reconstrucción y la descomposición, y adoptar las llamadas bases biortonormales; así las propiedades de fase lineal se pueden preservar. En este esquema, la descomposición se sigue haciendo usando las ecuaciones 4.50 y 4.51. La reconstrucción se acompaña por un grupo diferente de filtros

$$a_{m-1,l}(f) = \sum_n [a_{m,n}(f) + g_{2n-l} c_{m,n}(f)] \quad (4.53)$$

Las siguientes condiciones se imponen para asegurar una reconstrucción perfecta

$$\tilde{g}_n = (-1)^n h_{l-n} \quad (4.54)$$

$$g_n = (-1)^n \tilde{h}_{l-n} \quad (4.55)$$

$$\sum_n h_n \tilde{h}_{n+2l} = \delta_{l,0} \quad (4.56)$$

Las relaciones entre los filtros y las funciones onduleta y de escalamiento están dadas por las ecuaciones

$$\phi(t) = \sum_n h_n \phi(2t-n) \quad (4.57)$$

$$\tilde{\phi}(t) = \sum_n \tilde{h}_n \tilde{\phi}(2t-n) \quad (4.58)$$

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

$$\psi(t) = \sum_n g_n \phi(2t - n) \quad (4.59)$$

$$\tilde{\psi}(t) = \sum_n \tilde{g}_n \tilde{\phi}(2t - n) \quad (4.60)$$

La estructura de funciones de banco de filtros con su onduleta asociada y funciones de escalamiento se presentan en la figura 4.8.

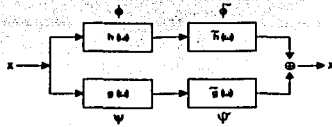


Figura 4.8.
Estructura de un banco de filtros y sus correspondientes onduletas.

Como en el caso de la transformada 2D de Fourier, la transformada de onduleta bidimensional se considera como una extensión sencilla del caso en una dimensión. La figura 4.9 muestra la descomposición piramidal multiescala de una imagen a_j . La operación de filtrado con los filtros h y g se aplica a lo largo de la dirección horizontal (líneas), seguido por una operación de submuestreo (*down-sampling*) a lo largo de las líneas. Las dos imágenes resultantes son filtradas a lo largo de la dirección vertical (columnas), seguido por la operación de submuestreo a lo largo de cada columna. De esta forma, en el primer nivel obtenemos cuatro nuevas imágenes correspondientes a a_1 , d_1^1 , d_1^2 y d_1^3 , que son cuatro veces más pequeñas que la inicial. Estas subimágenes corresponden a las bandas de salidas de bajo-bajo (LL), bajo-alto (LH), alto-bajo (HL), y alto-alto (HH). Si se continúa procesando, y se van mutando los resultados tras cada etapa de filtrado, llegaríamos a una distribución como se muestra en la figura 4.10. El esquema de reconstrucción de la imagen se muestra en la figura 4.11.

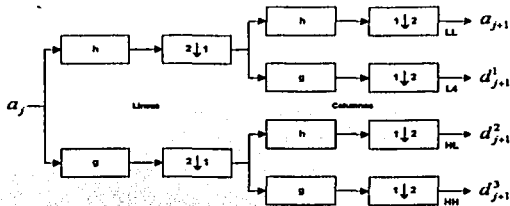
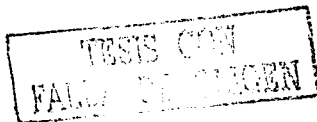


Figura 4.9.
Descomposición de una imagen utilizando la transformada de onduleta bidimensional. $2 \downarrow 1$ submuestreo líneas y $1 \downarrow 2$ submuestreo columnas.



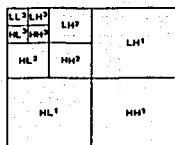


Figura 4.10.

Ejemplo de una imagen de señal en 2-D DWT con tres niveles de descomposición: niveles de descomposición, 1, 2, 3, H bandas de frecuencia alta, L bandas de frecuencia baja. Después de un nivel de descomposición, se tienen 4 bandas de frecuencia bajo-bajo (LL), bajo-alto (LH), alto-bajo (HL) y alto-alto (HH). El siguiente nivel de descomposición se aplica en la banda bajo-bajo, LL, del estado de descomposición actual, el cual sigue el procedimiento de descomposición recursivo. De aquí, un nivel N de descomposición será finalmente $3N+1$ bandas de frecuencias diferentes. Octavas de una DWT bidimensional de tres niveles.

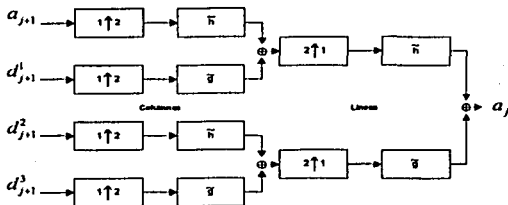


Fig. 4.11.

Reconstrucción de una imagen utilizando la transformada de ondícula discreta inversa bidimensional. $2 \downarrow 1$ sobremuestreo líneas, $1 \downarrow 2$ sobremuestreo columnas.

4.8. Técnicas de decisión de fusión piramidal

Las pirámides son una manera simple y conveniente de representar una imagen sobre el rango de resolución espacial. Al combinar las imágenes en cada nivel de la pirámide, la imagen compuesta a partir de la reconstrucción de la piramidal, tendrá consistencia sobre todas las resoluciones.

Cuando se fusionan dos pirámides, cada nivel es fusionado en un nivel compuesto, resultando una pirámide compuesta. La pirámide compuesta se forma por la fusión de las pirámides A y B la cual es reconstruida por la ecuación 4.61.

Cada nivel de la pirámide compuesta se define como

$$C_k = FUSE(A_k, B_k) \text{ para } k = n, n-1, n-2, \dots, 0 \quad (4.61)$$

y n es el número de niveles. FUSE es la función que convierte las dos imágenes en la compuesta, usando una técnica de fusión.

4.8.1 Fusión promedio

El método más simple de fusión de imágenes es tomar el promedio de dos imágenes pixel por pixel. Sin embargo, cuando este método se toma directo, el contraste de figuras presentes en las imágenes se reduce. Para resolver este problema, esquemas de fusión basados en pirámides fueron propuestos por Burt, 1984, 1993 y Toet, 1989.

La primera aproximación propuesta por Burt en 1984 para un modelo para fusión binocular en la visión estereó humana, usa una pirámide laplaciana y una regla de selección máxima a cada punto de la pirámide de transformación. Toet, 1989 usa una pirámide de cocientes de paso bajo y una regla de máxima de selección para fusionar imágenes en el visible y en el infrarrojo. Pirámides de gradiente con información direccional también fueron propuestas por Burt en 1993, con un esquema de fusión diferente basado en una medida de actividad dentro de una pequeña ventana en lugar del promedio pixel-pixel (figura 4.12).

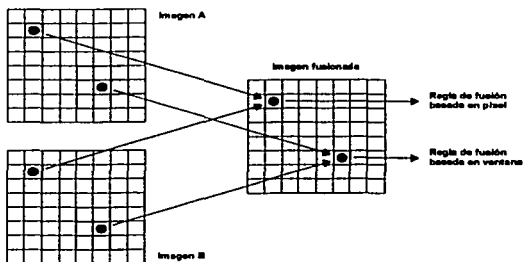
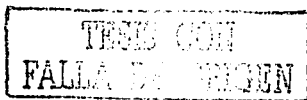


Figura 4.12.
Representación de reglas de fusión basada en pixel y en ventana.

Cuando se combinan dos imágenes, una aproximación intuitiva puede ser el promedio de los píxeles de las imágenes fuentes para obtener el valor correspondiente de pixel en la imagen compuesta. Esta aproximación es no deseada porque las figuras que aparecen en una imagen y no en otras, dan una composición con un contraste reducido o aparecerían sobrepuestas en figuras desde las otras imágenes. Para evitar el problema de fusión de promedio, la imagen compuesta puede ser obtenida seleccionando píxeles de sus imágenes fuentes.

4.8.2 Máximo contraste

La lógica detrás de este método es que al seleccionar detalles de máximo contraste, la fusión de imágenes dará un mejor detalle para el análisis humano. La expresión del contraste de la función FUSE se implementa en una modalidad de pixel a pixel, como sigue (Toet, 1989)



$$C(i, j) = \begin{cases} A(i, j) \cdot \text{cuando } |A(i, j) - 1| \geq |B(i, j) - 1| \\ B(i, j), \dots \dots \dots \text{otros} \end{cases} \quad (4.62)$$

$$C(i, j) = \begin{cases} A(i, j) \cdot \text{cuando } A(i, j) \geq |B(i, j)| \\ B(i, j), \dots \dots \dots \text{otros} \end{cases} \quad (4.63)$$

Sin embargo, otras referencias implementan el contraste de fusión de manera diferente (Marshall, 1994)

$$C(i, j) = \begin{cases} A(i, j) \cdot \text{cuando } |A(i, j) - 1| \geq |B(i, j)| \\ B(i, j), \dots \dots \dots \text{otros} \end{cases} \quad (4.64)$$

donde $C(i, j)$ es el término que define los coeficientes de la imagen fusionada C en para toda i, j . A y B representan cada imagen de entrada.

En el caso de la pirámide RoLP la selección de pixel utiliza una área local de contraste para determinar cuáles pixeles van a ser seleccionados. El contraste de un pixel está definido como el cociente de luminancia del pixel y su luminancia de fondo (*background*), entre esta última, es decir,

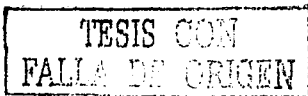
$$\text{Contraste}(i, j) = \frac{L(i, j) - L_b(i, j)}{L_b(i, j)} = \frac{L(i, j)}{L_b(i, j)} - 1, \quad (4.65)$$

donde L , luminancia en (i, j) , o simplemente la intensidad de pixel, y L_b la luminancia de fondo para el área. Nótese que el cociente entre L y L_b es el valor de la pirámide RoLP; para conseguir un contraste para un cierto valor de pixel, simplemente restar un valor de la RoLP.

El ojo humano detecta contrastes muy bien. Cuando hablamos de ventajas en reglas de fusión, los pixeles de máximo contraste son seleccionados para cada imagen fuente de la forma compuesta.

Li *et al*, 1995 aplican la regla de fusión máxima, ilustrando dos aspectos, si el mismo objeto aparece con mayor contraste en la imagen A que en la imagen B , en la fusión, el objeto de la imagen A será preservado mientras el objeto de la imagen B será ignorado. De otra forma, suponiendo que los límites externos aparecen más claros en la imagen A mientras que los límites internos del objeto aparecen más claros en la imagen B , los coeficientes de la transformada de onduleta de los objetos en la imagen A y B dominarán en diferentes niveles de resolución. Basados en la regla de selección máxima (*maximum selection*), ambas estructuras, tanto las externas de la imagen A , como las internas de la imagen B , serán preservadas en la imagen fusionada. En la figura 4.13 se presenta el esquema de fusión básico.

Debido a la compactación (*compactness*), ortogonalidad y habilidad de análisis direccional, la transformada de onduleta puede extraer efectivamente estructuras salientes a diferentes escalas. Los elementos útiles en la imagen usualmente son mayores a un pixel, porque la regla de selección de máximos pixel por pixel puede no



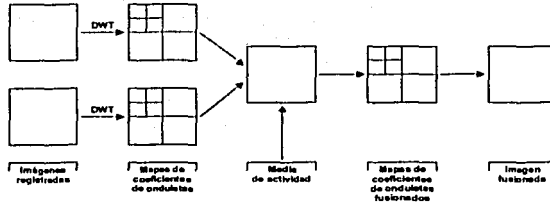


Figura 4.13.
Esquema de fusión básico.

ser apropiada (Li *et al*, 1995). Burt, 1993 propuso un esquema basado en una decisión de área. Las imágenes son primero descompuestas en una pirámide gradiente. La variancia de cada imagen es tomada sobre ventanas de 3×3 y 5×5 , considerándola como una medida de la actividad asociada con el pixel central de la ventana. Si las medidas de actividad en las localidades correspondientes son cercanas entre sí; el promedio de las dos es considerado como un nuevo valor, de otro modo el valor mayor es el que se elige.

El cálculo de la variancia puede ser considerado como una operación de filtrado paso alto no lineal y la pirámide laplaciana puede ser estimada como una operación de filtrado paso alto lineal. La medida de actividad es equivalente a una cascada de un filtro lineal paso alto con un filtro no lineal paso alto, por lo que no tiene un significado físico claro.

4.8.3 Verificación de consistencia

Li *et al*, 1995 usaron el valor máximo absoluto dentro de una ventana como una medida de la actividad asociada con el pixel central. De esta manera, un valor eficiente indica la presencia de un patrón dominante en el área local. Un mapa de decisión binario del mismo tamaño de la transformada de onduleta es entonces creado para el registro de los resultados seleccionados con base en la regla de máxima selección. Este mapa binario está sujeto a una verificación de consistencia. Específicamente, si el valor del pixel central se selecciona de la imagen A mientras la mayoría de los valores de pixeles alrededor se seleccionan de la imagen B , el valor del pixel central es entonces sustituido por el pixel de la imagen B . En la implementación, un filtro de mayoría (que produce uno si el número de unos sobrepasa al de ceros, y produce ceros en el otro caso), es aplicado para obtener el mapa de decisión binaria; el mapa es entonces negado y seguido por la aplicación del filtro de mayoría.

El resultado del mapa es negado nuevamente. Una imagen fusionada finalmente se obtiene basada en el mapa de decisión binaria. El esquema del diagrama de la selección de figuras se encuentra en la figura 4.14. Dicho esquema ayuda a asegurar que los patrones dominantes se incorporen completamente en la nueva imagen.

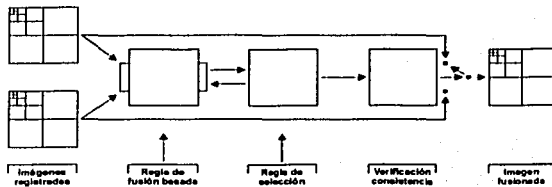


Figura 4.14.
Esquema de selección de figuras modificado. Propuesto por Li et al, 1995.

4.8.4. Medida de la correspondencia y saliente.

Medidas de saliente

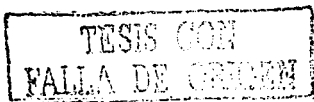
El problema con la fusión por contraste es su susceptibilidad al ruido. Las imágenes ruidosas son típicamente de alto contraste. Burt, en 1993, define dos formas distintas de combinación: selección y promedio. Para trabajar este método es necesario una métrica para indicar cuándo usar selección y cuándo emplear promedio; dicha métrica se llama correspondencia (*match*). Cuando las dos imágenes son diametralmente diferentes, la imagen compuesta podría seleccionar la componente con mayores salientes (*salience*). Sin embargo, cuando dos imágenes son similares, la imagen compuesta podría contener la media de dos imágenes fuente. Esta técnica hace lo posible para reducir el ruido sin producir doble exposición de artefactos (Burt, 1993).

Una buena medida de la saliente es la intensidad del pixel. Para obtener la saliente de una muestra dada se usa la intensidad del pixel individual o, alternativamente, el promedio de la intensidad de los pixel de áreas pequeñas de la muestra. La media de la intensidad del pixel puede ser matemáticamente definida como un promedio ponderado sobre un área p , usando $S_k(i, j)$ como una medida de salientes del pixel (i, j) para la imagen k , como sigue (Theodore, 1999)

$$S_k(i, j) = \sum_{i, j = -m}^m p(i, j) P_k(i + i, j + j), \quad (4.66)$$

donde m puede ir desde un valor de 0, el cual podría ser una muestra individual, al valor de dos, incluyendo una ventana de 5×5 o 3×3 pixeles alrededor la muestra. La saliente sobre el área p se define como una energía local o variancia.

El valor de $p(i, j)$ es la ponderación de la muestra dentro del área o vecindad p ; muestras cercanas a la posición (i, j) tienen altos valores de ponderación. La función p cumple el mismo propósito que la función w . El valor que regresa por $P_k(i + i, j + j)$ representa el valor de pixel dentro de la posición en la imagen (i, j) , desplazado por i y j , es decir, se puede interpretar a P_k como la matriz indexada por $(i + i, j + j)$.



ESTA TESIS NO SALE
DE LA BIBLIOTECA

Medida de correspondencia (match)

La medida de correspondencia se usa para determinar qué modo de combinación se aplica en cada posición de la muestra, ya sea selección o promedio.

La intensidad relativa del pixel entre las dos imágenes puede utilizarse como medida de correspondencia, así como la correlación se puede utilizar también de igual manera

Se define matemáticamente la correspondencia de la imagen A a B , M_{AB} , como la correlación normalizada entre A y B , dentro del área p .

$$M_{AB}(i, j) = \frac{2 \sum_{i', j' \in p} p(i', j') A(i+i', j+j') B(i+i', j+j')}{S_A(i, j) + S_B(i, j)} \quad (4.67)$$

donde m puede tener un rango de 0 a 2, dependiendo del área deseada de p (cero para un punto individual, dos para una matriz de 5x5). La medida de correspondencia están entre -1 y 1. Los valores cercanos a cero indican una correlación baja y los valores cercanos a -1 o 1 indican una correlación alta.

Cada nivel de pirámide puede ser fusionado por prueba de medida de correspondencia entre las dos imágenes y el nivel dado. Si la medida de correspondencia es baja en una posición dada, entonces los coeficientes de la pirámide fuente con una alta saliente son copiados en la imagen compuesta. Si la medida de correspondencia es alta, el pixel de la imagen fuente es promediado y copiado en la imagen compuesta (Burt, 1993).

Regla de combinación

Esta técnica de combinación puede ser implementada como un promedio ponderado en la cual los valores de ponderación dependen de las medidas de correspondencia y salientes. La función FUSE, antes referida, puede ser entonces descrita como (Theodore, 1999)

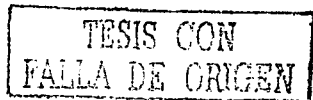
$$C(i, j) = w_A(i, j)A(i, j) + w_B(i, j)B(i, j), \quad (4.68)$$

donde w_A y w_B pesos asignados para las imágenes fuente A y B respectivamente; y $w_A + w_B = 1$.

Hay dos maneras comunes para implementar las funciones de pesos w_A y w_B ; una manera es seleccionar un umbral α para la medida de correspondencia. Se puede fijar w_A y w_B para 1 y 0 o 0 y 1, respectivamente, cuando la correspondencia es menor que α ; la otra fijar valores w_A y w_B entre -0.5 y 0.5 cuando la correspondencia está arriba de α . Esto podría ser matemáticamente expresado como

$$\text{si } \alpha < \text{umbral} \quad (4.69)$$

$$w_A = 0.5 \text{ y } w_B = 0.5$$



de otro modo

si $S_A \geq S_B$

$w_A = 1$ y $w_B = 0$, o bien $w_A = 0$ y $w_B = 1$

Esta técnica requiere pruebas extensivas para encontrar una α apropiada para cada tipo de imagen usada y no permite cambios graduales entre la selección y promedio. Burt, 1993 propone un valor de α de 0.75.

Otra forma común para implementar la función de peso es asignar el valor de ponderación basado en una línea de transformación lineal entre 1 y 0 como sigue (Burt, 1993)

si $M_{AB} \leq \alpha$, entonces $w_{min} = 0$ y $w_{max} = 1$; (4.70)

de otra manera, w

$$w_{min} = \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \left(\frac{1 - M_{AB}}{1 - \alpha} \right) \text{ y } w_{max} = 1 - w_{min}$$

si $S_A \geq S_B$, entonces (4.71)

$$w_A = w_{max} \text{ y } w_B = w_{min}$$

de otro modo

$$w_A = w_{min} \text{ y } w_B = w_{max}$$

Los pesos mayores son asignados a la imagen fuente con el mayor valor de saliente.

El paso final de la fusión es la transformación inversa de la pirámide en la cual la imagen combinada C , se recupera de su representación piramidal.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

Procesamiento de imágenes

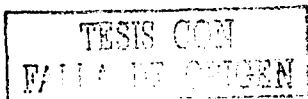
En la primera etapa de procesamiento de imágenes es importante considerar datos específicos de origen como la cobertura del satélite, los aspectos de operativos de la agencia espacial que maneja el satélite, el nivel de procesamiento geométrico y radiométrico, las limitaciones atmosféricas, la geocodificación, las correcciones geométricas de los datos, los puntos de control (número, distribución, precisión), modelo digital del terreno y método de remuestreo.

5.1 Adquisición de datos satelitales

Una de las fuentes de información satelital mas usadas, proviene del sensor óptico denominado "Mapeador térmico mejorado" (*Enhanced Thematic Mapper Plus ETM+*), montado en el satélite Landsat 7 lanzado desde el 15 de abril de 1999. Sus características son: altitud: 705 km, inclinación: 98.2°; modo descendente; repetición del ciclo: 16 días. El instrumento ETM+ en el satélite landsat 7 contiene sensores para detectar la energía electromagnética reflejada de la Tierra en siete longitudes de onda específicas: visible e infrarrojo cercano con bandas 1, 2, 3, 4 y la pancromática con un rango entre 0.4 y 1.0 μm , en el infrarrojo con bandas 5 y 7 de un rango espectral entre 1.0 y 3.0 μm . Por último, la longitud de onda térmica de la banda 6 está en un rango espectral entre 8.0 y 12.0 μm . Las bandas 1, 2, 3, 4, 5, y 7 tienen una resolución de pixel de 30m, la pancromática de 15m y la térmica de 120m. La fecha de adquisición de la escena de estudio es el 21 de marzo de 2000.

Además existen nuevos satélites de muy alta resolución, diseñados para proporcionar información detallada. Entre estos encuentra el QuickBird 2 lanzado el 18 de octubre de 2001. El ancho de barrido es de 22km. Tiene bandas multispectrales en la región del visible: azul 0.45-0.52 μm , verde 0.52-0.60 μm , rojo 0.63-0.69 μm , cercano IR 0.76-0.89 μm y una banda pancromática en 0.45-0.90 μm . La resolución es de 0.64m en pancromático y de 4m en multispectral.

El radarsat fue lanzado el 4 noviembre de 1995, y esta equipado con un radar de apertura sintética (SAR), que opera de distintos modos, variadas resoluciones, áreas de cobertura y ángulos de incidencia. Su órbita se repite cada 24 días. La imagen utilizada en este estudio es un producto de tipo *path image SGF*. En este producto los datos ya fueron convertidos de alcance inclinado a alcance terrestre (presentación en el plano) y con un procesamiento multi-vistas; en esta imagen el número de vistas (looks). En alcance y azimut es de 1 x 1m con tamaño de pixel 6.25 X 6.25m. La imagen tiene orientación modo descendente en la dirección de la órbita. Los datos se distribuyen en un rango dinámico de 16 bits, y la imagen es de modo fino F1 (*SAR FINE 1 FAR*), con un identificador de escena de C0022894, y de órbita ID: 12876. A la fecha de toma de la imagen la



antena de radarsat operó con una frecuencia de microonda conocida como Banda C (5.3 GHz de frecuencia), cuya longitud de onda de 5.6cm y con una polarización horizontal semejante (HH), la resolución espacial es de 8.3 x 8.4m en alcance x azimut, con fecha de adquisición de la imagen es el 23 de abril de 1998.

La imagen ERS-2 es un tipo de producto de precisión (PRI) (*Precision Image*), como producto estándar. No tiene corrección radiométrica, inducidos por efectos del terreno. Así, la imagen no está geocodificada con distorsiones de terreno (efectos de inversión de relieve, de acortamiento y de sombras). Se adquirió el 19 de septiembre 1997, de la órbita 12634; cuando el radar trabajo a una longitud de banda C (5.3 GHz), con polarización vertical VV, teniendo reducción de speckle por procesamiento multi-vistas (tres looks). El alcance inclinado fue corregido a alcance terrestre. La resolución espacial es de 30 m en profundidad y azimut, el tamaño de pixel de 12.5m y un área de cobertura de 102km. El ángulo de incidencia es de 23°.

5.2 Procesamiento digital de imágenes y resultados

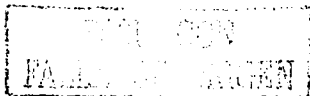
Todas las rectificaciones específicas y realces de los datos en la imagen se aplicaron *a priori* a la fusión de imagen. El preprocesamiento digital se realizo antes de fusionar, sin embargo, la forma de realizarlo fue diferente para cada tipo de sensor. En esta sección, se comentarán los métodos de procesamientos necesarios para estandarizar las imágenes al mismo formato, es decir, para referirlas a un sistema común de proyección cartográfica y a un mismo tamaño de pixel. La filtración de ruido, la normalización radiométrica y la corrección geométrica permitieron evitar el introducir artefactos u objetos que generan información errónea en el proceso de fusión.

5.2.1 Radar

5.2.1.1 Calibración de retrodispersión en radar

La calibración es un proceso de ajuste de datos que asegura que el radar y el sistema de la señal medida sean consistentes y lo más exactos como sea posible. Antes del análisis, la mayoría de las imágenes del radar requieren una calibración relativa. La calibración relativa es para corregir las variaciones conocidas en la antena del radar, tales como los sistemas de respuesta, el aseguramiento de la uniformidad de datos y la reproducibilidad de las medidas durante el tiempo de adquisición. Si se desean hacer medidas cuantitativas exactas de la representación de energía real de regreso al sensor es necesario una calibración absoluta.

La calibración absoluta, intenta relacionar la magnitud de la fuerza de la señal grabada con la cantidad real de energía retrodispersada. Lograrlo exige medidas detalladas de las propiedades del sistema de radar, así como de las medidas cuantitativas de las propiedades de las zonas de estudio específica, asociadas con dispositivos que pueden ponerse en la Tierra para adquirir datos y así calibrar la imagen. Estos dispositivos reciben la señal del radar de entrada, la amplifican y transmiten la señal de retorno de fuerza conocida de regreso al radar. Sabiendo la fuerza real de retorno de la señal en la imagen, la respuesta de otros objetos puede referirse a ella.



Para extraer datos de calibración a partir de píxeles en la imagen, se requiere de una operación inversa de escala de salida. Cada píxel en los datos de salida se representa por uno o dos números digitales (DN), los cuales representan la magnitud del píxel detectado.

Los píxeles binarios en números digitales pueden convertirse en un coeficiente de retrodispersión (*backscatter*) (*sigma nought*) (σ^0). Para esto se requiere el conocimiento del ángulo de incidencia sobre el píxel descrito en la imagen. El procedimiento se describe en los apéndices A y B para ERS-2 y radarsat.



Figura 5.1.
Comparación de las imágenes original y retrodispersada; satélite ERS

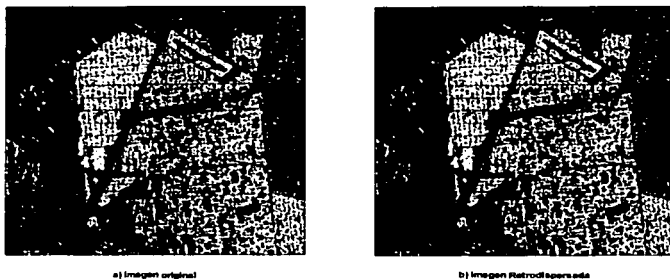


Figura 5.2.
Comparación de las imágenes original e imagen retrodispersada; satélite radarsat

Las figuras 5.1 y 5.2 permiten la comparación de la imagen original y retrodispersada. Especialmente en el caso de las imágenes ERS-2 (figura 5.1); después de calcular sigma (σ) se ve que la imagen retrodispersada y la imagen en niveles de grises cambia por un factor de calibración del ERS-2. De hecho los números digitales en el producto PRI son directamente relacionados con el β^0 (brillo) y σ^0 por la relación

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

$$[DN]^2 = \text{cons} \tan \theta \beta^0 = \text{cons} \tan \theta \times \sigma / \text{sen} \alpha = \text{cons} \tan \theta (\alpha) \times \alpha^0 \text{ La constante } (\alpha)$$

es una función dependiendo del ángulo local de incidencia y se define como $\text{cons} \tan \theta (\alpha) = K \frac{\text{sen} \alpha_{ref}}{\text{sen} \alpha}$ donde K constante de calibración y α_{ref} ángulo de incidencia de referencia, por ejemplo 23 grados, que es el ángulo medio de incidencia en ERS SAR. K está especificando el tipo de datos del producto. Esto no sucede con radarsat (figura 5.2) ya que el sistema de calibración tiene mantenimiento regular. Aunque se puede estimar la magnitud de error radiométrico en el producto original por referencia a los datos de corrección beta nought publicados por radarsat.

El objetivo de esta etapa fue obtener un producto tal que nos permita entender las relaciones entre retrodispersores y parámetros geofísicos. Sin embargo la necesidad de tener datos más cuantitativos, requiere de imágenes calibradas. Para comparar datos de diferentes sensores se necesita extraer parámetros geofísicos de medidas de retrodispersión usando ciertos modelos. Además se necesita construir bases de datos con medidas de retrodispersión de diferentes tipos de terreno o ángulos de incidencia, etc.

Los requerimientos de calibración en la imagen SAR para parámetros geofísicos son reportados por Freeman 1992. Así por ejemplo, el valor necesario para una calibración relativa en extracción temática y el monitoreo de vegetación midiendo la densidad de biomasa con 25% y un índice de área foliares (LAI, Leaf Area Index) entre cero y dos; requiere una calibración de <0.5 dB. Para estudios de la humedad de suelos (20% de variación en cada nivel ($\pm 0.3 \text{ gm/cm}^3$)) se necesita una calibración relativa de < 0.5 dB.

Generalmente, los conteos digitales en la imagen de radar se representan en amplitud, pero en algunos casos se simbolizan en energía. La tabla 5.1 muestra la relación de conversión y la figura 5.3 indica los histogramas de amplitud y energía de una imagen de radar.

Formatos	Conversión
Decibeles a amplitud	$I_A = \sqrt{10 \frac{I_{DB}}{10}}$
Amplitud a decibeles	$I_{DB} = 10 * \log(I_A^2)$
Amplitud a energía	$I_E = I_A^2$
Energía a amplitud	$I_A = \sqrt{I_E}$

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

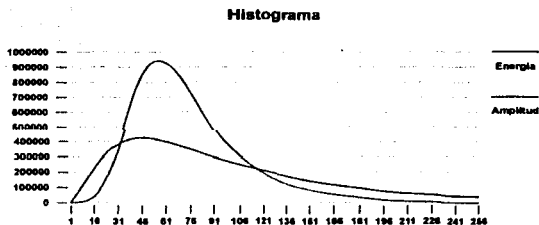


Figura 5.3.
Representación de energía y amplitud.

5.2.1.2 Reducción del ruido (filtro de Lee, filtro de Frost y gamma-MAP)

En el caso de las imágenes SAR, la reducción de ruido es una operación elemental. La reducción del speckle puede realizarse en varios estados de procesamiento. Pero la aplicación de un filtro es aconsejable antes de geocodificar. Esto se debe a que el speckle incorpora degradación de la imagen y dificulta la determinación de los puntos de control para la calibración geométrica e interfiere en el proceso de clasificación.

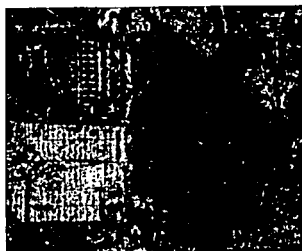
El coeficiente de variación, es un parámetro de entrada para la mayoría de los filtros. Éste se calcula directamente de la escena de estudio, como el ruido speckle de una imagen. También se puede modelar matemáticamente como ruido multiplicativo con un promedio de 1. El coeficiente de variación o desviación estándar del ruido se puede definir matemáticamente como

$$\text{Coeficiente de variación} = \frac{\sqrt{\text{variancia}}}{\text{media}} \quad (5.1)$$

En las tablas 5.2 y 5.3 se dan los coeficientes de variación calculados para las imágenes de radarsat y ERS-2. En la tabla 5.2 se comparan valores teóricos del coeficiente de variación para diversas escenas de radar con el valor práctico calculado. En el caso de la Imagen de radarsat y ERS-2 los coeficientes de variación fueron parecidos a los reportados. Así, para el cálculo de los filtros que suprimen el ruido se tomó el valor práctico. La tabla 5.3 da los valores de coeficiente de variación comparando diferentes filtros gamma-MAP, Lee y Frost. Los resultados nos indican que el mejor filtro es el filtro gamma-MAP. Capstick (2001) estudió los efectos de la reducción de speckle en datos de ERS con diferentes filtros y encontró que el filtro gamma-MAP da buenos resultados, visualmente (figura 5.4). Se considera que la proporción entre ruido y pérdida de resolución es aceptable entre dichos factores.

Más adelante, se concluyó que para la imagen de radarsat era necesario aplicar nuevamente el filtro gamma-MAP. El coeficiente de variación cambió de 0.132339 a 0.072868, pero la imagen resultante perdió muchos detalles. No obstante, se aplicó el filtro por que el speckle interfiere de modo importante en la clasificación como se explicará en el siguiente capítulo. En la figura 5.5 se ve la comparación aplicando el filtro una y dos veces.

TESIS CON
 FALLA DE ORIGEN



a) Imagen original



b) Filtro de Lee



c) Filtro de Frost



d) Filtro de gamma máximo a posteriori

Figura 5.4.

Comparación de los filtros para suprimir el speckle. Imagen de radar.



a) Filtro aplicado una vez



b) Filtro aplicado dos veces

Figura 5.5.

Comparación del filtro gamma-MAP aplicado una y dos veces.

Tabla 6.2.
Valores teóricos y prácticos de coeficiente de variación.

	Número de looks (reportado)	Valor de coeficiente de variación (reportado)	Valor de coeficiente de variación (literatura)	Número de looks (Literatura)
RADARSAT	1	0.539918	0.52	1
ERS-2	3	0.267140	0.26 - 0.30	3 - 4

Tabla 6.3.
Comparación de coeficientes de variación para el filtro de gamma-MAP, Lee y Frost con una ventana de 3x3.

	Filtro gamma máximo a posteriori	Filtro de Lee	Filtro de Frost
RADARSAT	0.132339	0.207486	0.177840
ERS-2	0.131150	0.187477	0.132514

5.2.1.3 Corrección geométrica en imágenes de radar

La corrección geométrica es el proceso de asignar coordenadas geográficas a la imagen a partir del proceso de rectificación y ortorectificación. La geocodificación juega un papel esencial en el análisis de imágenes porque un mal registro geográfico puede causar datos falsos y alterar la interpretación de la imagen. El objetivo de la corrección es obtener una imagen que representa la superficie terrestre de una manera real y así tener una referencia geográfica, que permita realizar estudios reales como por ejemplo un estudio multitemporal entre dos ó más imágenes.

Las primeras pruebas para realizar la corrección geométrica de radar fue imagen-Imagen. Estableciendo puntos de control localizados en la imagen de radar con la imagen landsat de referencia y calculando el ajuste de las nuevas coordenadas por aproximación de polinomios de segundo hasta quinto orden, sin embargo, al sobreponer la imagen resultante de radar con landsat no eran totalmente compatibles, incluso al utilizar polinomios de orden cinco se originaba una imagen con deformaciones severas. Para la corrección geométrica de las imágenes de SAR, se implemento una aproximación considerando una superficie de terreno en 3D (específicamente, un modelo digital de terreno) como parte de la corrección. Con un modelo digital de terreno, se puede realizar la corrección de desplazamiento por relieve; la ortorectificación se realiza correspondiendo puntos de la imagen con el modelo digital de terreno. Cuando se tienen suficientes puntos coleccionados, se calculan nuevas dimensiones a la imagen. El paso final en el proceso de generación de la ortoimagen es calcular de manera apropiada los valores de los conteos digitales dentro del pixel para la imagen de salida. Esta fase se realiza usando un método polinomial. El resultado de este proceso es una imagen digital planimétrica corregida que tiene una proyección ortogonal y se puede sobreponer sobre un mapa. El modelo digital de

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

terreno al combinarse con los datos de SAR, potencialmente incrementa la precisión de los resultados, debido a que los efectos de variabilidad de terreno y pendiente pueden ser corregidos.

Esto implica que el modelo digital de elevación (MDE) tiene un papel importante en este proceso. La necesidad de un MDE de alta calidad es evidente, se probaron dos escalas de modelos de elevación una 1:250,000 y la otra a 1:50,000. Las pruebas realizadas con estos modelos de elevación indicaron que se requiere un MDE de escala mínima de 1:50,000 para poder remplazar distorsiones de inversión, solapamiento de relieve y sombras.

Para generar los puntos de control identificados en la imagen de ERS-2 y radarsat se localizaron objetos conocidos en la imagen landsat 7 ETM+ tales como ríos, carreteras, red de calles. De manera adicional, la identificación de los puntos también se apoyo de cartografía de la zona (proyección cartográfica UTM, NAD27) y la distribución de los puntos de control se hizo en toda la imagen (figuras 5.6b y 5.7b).

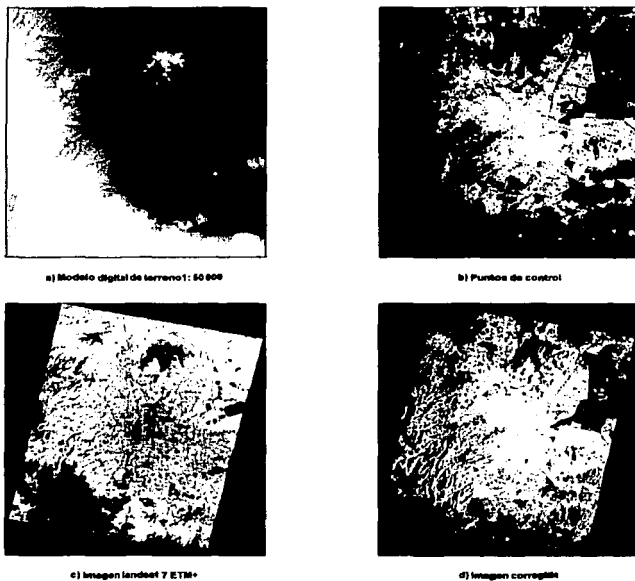
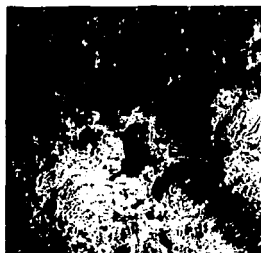


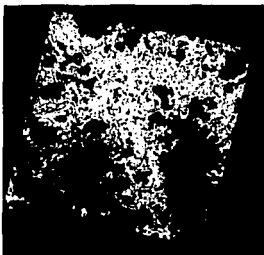
Figura 5.6.
Escena de la Ciudad de México (resolución espacial 8m). Proceso de Corrección geométrica de radarsat 1998.



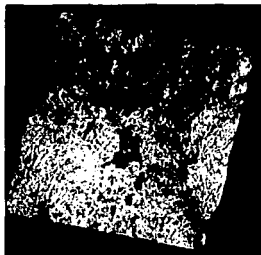
a) Modelo Digital de Terreno: 90 000



b) Puntos de Control



c) imagen Landsat 7 ETM+



d) imagen corregida

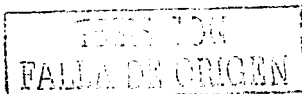
Figura 6.7.

Escena de la Ciudad y cuenca de México (resolución espacial 30m). Proceso de Corrección geométrica de ERS 1997

Para la georectificación de la imagen de radarsat 1998, se adquirieron 34 puntos de control; resultando en un error medio cuadrático de corrección (RMS) de 2.38 en el eje X, 1.89 en Y unidades de píxeles. En el caso de la imagen del ERS 1997 se tomaron 31 puntos de control con un RMS de 2.06 y 1.94 en X y Y respectivamente. La corrección geométrica provoca que el tamaño de las imágenes aumentará después del proceso, por ejemplo, 8000 x 8024 a 9454 x 10108 píxeles por línea en la imagen de radarsat.

Las figuras 5.6 y 5.7 muestran los resultados de todo el procesamiento geométrico, así como la cobertura sobre la zona de estudio. La 5.8a, señala un acercamiento del cerro de Guadalupe con problemas de inversión de relieve y solapamiento y la 5.8b después de incorporar los valores de altitud del MDE.

El objetivo de la corrección geométrica es tratar de encontrar los valores digitales que exprese el valor radiométrico más fiel al original. Después de la corrección geométrica, es necesario calcular nuevos valores digitales para los píxeles de salida por remuestreo. Esto se puede lograr considerando los tres métodos de remuestreo: vecino más cercano (*nearest neighbour*), interpolación bilineal (*bilinear interpolation*) y convolución cúbica



(*cubic convolution*). El método de vecinos cercanos, asigna en cada píxel de la imagen corregida el valor digital del píxel más cercano; el inconveniente de este método radica en que en el trazado de rasgos lineales se introducen distorsiones que aparecen como líneas quebradas. La interpolación bilineal promedia el valor digital de los cuatro píxeles más cercanos; y pondera dicho valor según la distancia entre el píxel original y el corregido. Así, el efecto de distorsión lineal se reduce, pero tiende a suavizar contrastes de la imagen original. Por último, la convolución cúbica emplea polinomios de tercer orden, donde los números digitales son calculados de manera similar al anterior, pero la media ponderada se calcula con los valores de dieciséis píxeles más cercanos en lugar de cuatro; la interpolación hace que pase por los valores conocidos en los centroides del píxel y que sus dos primeras derivadas sean suaves. Esto conserva valores digitales más fielmente a los originales. El remuestreo por interpolación cúbica fue el método empleado en todo el proyecto, considerando que el suavizado que introduce es menos severo que el de interpolación bilineal, además es el método más recomendado para imágenes continuas.

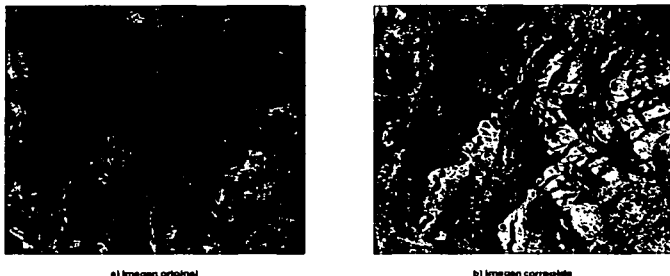


Figura 5.8.

Cerro de Guadalupe. a) Problemas de inversión de relieve, solapamiento. b) Después de incorporar los valores de altitud.

5.2.2 Landsat ETM+

La imagen landsat ETM+ es un producto de nivel 1G corregido radiométrica y geoméricamente. Los algoritmos de corrección se aplican en el satélite y sensor durante la obtención de los datos. El resultado final es un producto geoméricamente rectificado libre de distorsiones relacionadas al sensor (fluctuación de fase, efectos de ángulo de vista), al satélite (desviación de altitud), y a la Tierra (rotación, curvatura). La corrección sistemática del nivel 1G no emplea puntos de control o modelos de relieve para obtener una precisión geodésica absoluta. Sin embargo, la imagen fue ortorectificada con el modelo digital de terreno 1: 50,000 con un error medio cuadrático de menor de un píxel.

La forma genérica para convertir los números digitales a magnitud física de radiancia es

$$L_{\lambda} = a_{0\lambda} + a_{1\lambda} + a_{1\lambda} DN_{\lambda} \quad (5.1)$$

L_λ radiancia espectral recibida por el sensor en la banda k (en $Wm^{-2}sr^{-1}\mu m^{-1}$)

a_{0k} y a_{1k} coeficientes de calibración para esa banda.

Para el satélite landsat 7 la ecuación usada es:

$$L_\lambda = \left(\frac{L_{\lambda_{máx}} - L_{\lambda_{mín}}}{Q_{\text{calmáx}} - Q_{\text{calmín}}} \right) * Q_{\text{cal}} - Q_{\text{calmín}} + LM \quad (5.2)$$

donde L_λ radiancia espectral de la anchura de banda o apertura del sensor $Wm^{-2}sr^{-1}\mu m^{-1}$

Q_{cal} valor de pixel calibrado escalado en DN

$L_{\lambda_{mín}}$ radiancia espectral escalada en $Q_{\text{calmín}}$

$L_{\lambda_{máx}}$ radiancia espectral escalada en $Q_{\text{calmáx}}$

$Q_{\text{calmín}}$ valor de pixel mínimo calibrado escalado en DN

$Q_{\text{calmáx}}$ valor de pixel máximo calibrado escalado en DN = 255

Por otro lado, la radiancia que llega al sensor es una función de la irradiancia solar, la reflectividad de la cubierta y condiciones de adquisición, la reflectividad puede calcularse a partir de la ecuación 5.3

$$\rho_p = \frac{k\pi L}{E_{\text{sun},\lambda} \cos \theta} \quad (5.3)$$

donde $E_{\text{sun},\lambda}$ Irradiancia solar en el lecho de la atmósfera (datos reportados en tablas solares) para esa banda del espectro ($Wm^2 / \mu m$)

ρ_p reflectividad planetaria aparente de la cubierta en esa banda k

θ ángulo cenital del flujo incidente en grados, formado por la vertical y los rayos solares

k factor corrector de la distancia Tierra-Sol $k = \left[1 + 0.0167 \left(\sin \left(\frac{2\pi(D-93.5)}{365} \right) \right)^2 \right]$ el seno se da en radianes

D Indica el día en el calendario

El proceso de traducción de números digitales (ND) a reflectividades, se realiza en dos fases: primero la conversión de ND a valores de radiancia L a partir de los coeficientes de calibración del sensor, y segundo la estimación de valores de reflectividad aparente ρ_p conociendo la irradiancia solar y la fecha de adquisición de la que se estima k y el ángulo θ .

Las ventajas de usar imágenes en reflectancia en lugar de DN y radiancias, radica en que se remueve el efecto coseno de los diferentes ángulos solares debido a la diferencia de tiempo de adquisición de datos, y se compensa los diferentes valores de la radiancia exo-atmosférica que resulta de las diferencias espectrales de cada banda. Esto es útil cuando se trabaja con variables físicas como la reflectividad ya que permite la compa-

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

bilidad multitemporal. Para trabajar con un Índice de vegetación es necesario la conversión de DN a reflectividad. El Índice de vegetación normalizado de diferencia normalizado NDVI, considera que la vegetación vigorosa absorbe radiación en la zona del visible, especialmente en el rojo (Banda 3 0.6-0.7 μm), en tanto que refleja gran parte de la que incide en el infrarrojo cercano (Banda 4 0.7-0.8 μm) definiendo así

$$NDVI = \frac{Banda4 - Banda3}{Banda4 + Banda3} \quad (5.4)$$

Para efectos de este estudio, se utilizo los valores de números digitales, aplicando la formula 5.4, como cocientes de bandas. Teniendo en cuenta que la relación numérica de números digitales es diferente a la reflectividad, un estudio posterior puede realizarse utilizando variables biofisicas.

Por otro lado, hay que considerar que las imágenes (radar, landsat, QuickBird) no tienen el mismo tamaño de pixel, son de resolución espacial diferente, lo que con lleva a normalizar el tamaño del pixel. De aquí, entonces es necesario el remuestreo para adaptar el tamaño, no hay una regla para normalizar el tamaño. (Chávez 1987). Así que todas las imágenes se regularizaron tomando como base la imagen de alta resolución, es decir, las imágenes de landsat 7 ETM (30m) fueron remuestreadas por interpolación cúbica a un tamaño de 12.5 y 6.250m en base al tamaño de pixel de ERS-2 y radarsat, respectivamente.

Igualmente se escalaron de 32 a 8 bits las imágenes de radar, con el objeto de tener la información en un mismo rango dinámico de bits. Según Knipp en 1993 (Pohl, 1998), la conversión de 16 a 8 bits en el procesamiento de SAR, se requiere, y debe realizarse después de la reducción del speckle para reducir pérdida de información. Las imágenes por una transformación lineal se cambiaron a un rango dinámico de 8 bits para efectos de prueba, esto representa una pérdida de resolución, sin embargo considerando que los resultados obtenidos mejoraran si se trabaja en 16 bits.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

CAPÍTULO 6

Fusión de imágenes.

Resultados y evaluación de los métodos de fusión

La idea de fusión es conservar los detalles de patrones de las imágenes de entrada en una imagen resultante. Sin embargo, la decisión de escoger la técnica de fusión más indicada, está relacionada con la aplicación, no es sencillo establecer una técnica de fusión, por lo que en este capítulo se estudiaron diferentes técnicas de fusión y como aplicarlas a imágenes obtenidas en diferentes longitudes de onda, en la región de microondas y la del visible.

Con el propósito de evaluar y estudiar el alcance de fusionar imágenes de sensores diferentes, se definieron dos clases dentro de la imagen (red de calles y cobertura vegetal), usando un clasificador isodata se extraen las clases.

Al realizar experimentos previos con las imágenes de radar y landsat, se observó que la sustitución directa de la imagen de radar por la primera componente obtenida de las imágenes landsat proporciona imágenes multiespectrales con mayor información, esta imagen resultante tiene un contenido de información que permite una mejor interpretación visual. Sin embargo, desde el punto de vista de clasificación, el resultado no era útil por las características de ruido en radar (sección 6.2). Como alternativa se buscó aprovechar la imagen de radar y landsat mediante imágenes híbridas a partir de un método de fusión multiresolución. Para esto se estudió la profundidad de descomposición, criterios de combinación y se compararon los diferentes métodos de multiresolución (pirámide laplaciana, pirámide laplaciana FSD, pirámide gradiente, pirámide de cociente paso bajo, pirámide morfológica y transformada de onduleta), los resultados se describen en la sección 6.1, tomando como ejemplo imágenes de alta resolución. En la sección 6.2, se generan imágenes sintéticas mediante fusión de radar/índice de vegetación (NDVI), radar/pancromática de landsat con la transformación de onduleta, a un nivel de descomposición de cuatro, y con el método de combinación de verificación por consistencia, de tal forma dichas imágenes puedan incorporar información de ambas imágenes.

6.1. Métodos de fusión piramidal con imágenes del sensor QuickBird

En esta sección se evaluaron los métodos de pirámide de gradiente, laplaciana, laplaciana FSD, morfológica y transformada de onduleta descritas en el capítulo cuatro sobre multiresolución. Se realizaron pruebas preliminares con estas pirámides en radar y landsat, debido a las características de radar y los problemas de ruido, no permitió definir cual método era mejor. Así que, para un mejor entendimiento del comportamiento de los métodos de fusión piramidal, en esta sección se experimentó sobre una imagen de alta resolución, se utilizó las del satélite QuickBird, tomando una de sus bandas multiespectrales de 4m y la pancromática de 0.64m.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

De manera similar, se evaluaron los criterios de decisión de fusión para combinar la información de ambas imágenes, y la profundidad de descomposición.

La evaluación de cada imagen resultante obtenida de la fusión por pirámide laplaciana, laplaciana FSD, cociente paso bajo, gradiente, morfológica y transformada de onduleta, se realizó de dos maneras: la primera fue aplicar el análisis de componentes principales que consiste en sustituir el primer componente principal, por la imagen sintética resultante, lo anterior con el objetivo de evaluar por apreciación visual, la segunda es la clasificación isodata de las imágenes multispectrales obtenidas del paso anterior, asimismo la clasificación de estas imágenes se evaluó con una matriz de error, que consistió en comparar las clasificaciones entre una imagen de referencia y las resultantes.

Como se comentó previamente las técnicas más conocidas de fusión con color son IHS y el análisis de componentes principales (PCA). Ambas técnicas son muy útiles para interpretación visual. En el caso de PCA, cada píxel en la imagen de entrada, es la suma de ponderaciones aplicadas a los píxeles en las imágenes de entrada, usando como pesos el eigenvalor correspondiente al eigenvalor máximo de la matriz de covariancia. Pero cuando hay baja correlación entre los detalles de estructuras en las imágenes de entrada después de ser fusionadas, el método de PCA no preserva detalles finos, lo mismo pasa con IHS.

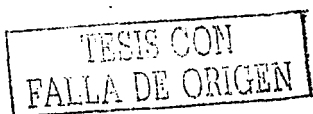
Las técnicas que integran detalles finos de las imágenes de entrada son los métodos piramidales y transformada de onduleta. La idea fundamental de esta sección es aplicar los métodos piramidales, análisis de componentes principales y transformada de onduleta.

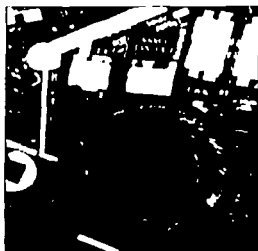
Como se indicó anteriormente, una pirámide se construye de cada imagen A y B , entonces se construye una pirámide individual y la imagen final se calcula por la transformación inversa de la pirámide. Para elegir cuáles representaciones multiescalas se toman de la imagen A y B antes de obtener la imagen resultante. Estos son selección de máximo contraste, verificación de consistencia, medida de correspondencia y saliente, que son analizados en las secciones 6.1.1.

Todos los métodos de fusión se comparan en las secciones 6.1.2 y 6.1.3; con el mejor criterio de decisión de combinación de coeficientes, la pirámide laplaciana, pirámide laplaciana FSD, pirámide de cocientes de paso bajo, pirámide de gradiente, pirámide de morfología matemática y transformada de onduleta se fusionaron.

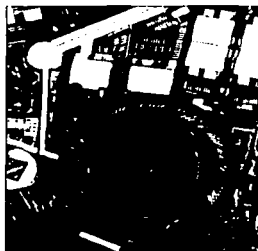
6.1.1. Evaluación de los criterios de combinación

Para poder evaluar los criterios de fusión de píxeles entre dos imágenes se manejó una imagen con buena resolución y sin problemas de ruido, en este caso particular la del sensor QuickBird. Los criterios de decisión de fusión de imágenes se aplicaron con la pirámide morfológica matemática entre la banda espectral azul de 4.0m y la pancromática de 0.64m. La figura 6.1 da una comparación de la calidad de resolución en las imágenes de prueba.





a) Imagen de baja resolución (4m)



b) Imagen de alta resolución (0.64m)

Figura 6.1.
Imágenes del sensor QuickBird, utilizadas para evaluar los métodos de fusión.
a) Imagen de baja resolución (4m), b) Imagen de alta resolución (0.64m).

Como se señaló en el capítulo cuatro, el esquema 4.7 la selección de coeficientes de la imagen se puede realizar por los siguientes métodos: promedio de las imágenes A y B, selección de máximo contraste, verificación de consistencia, y medida de correspondencia y saliente.

El primer proceso en el análisis de la imagen de entrada es descomponer sus representaciones de bordes multirresolución. Cuando se usa fusión de imágenes multirresolución, el número de niveles en las pirámides contribuye en la calidad de la composición de la imagen final. Por ejemplo, cuando las imágenes fuentes son descompuestas en seis niveles de profundidad, los objetos grandes en la imagen serán mejor fusionadas si sólo se usan dos niveles de profundidad (Theodore, 1999).

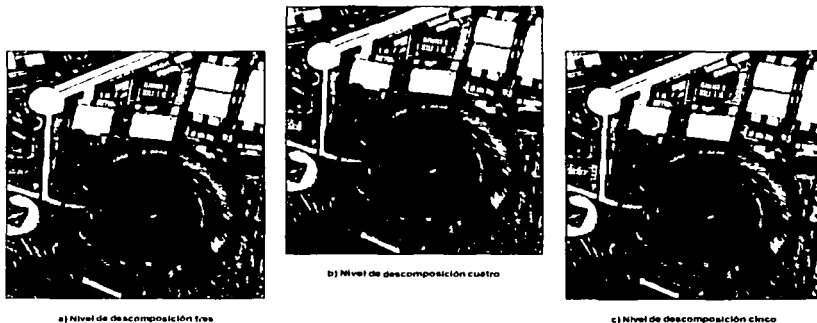
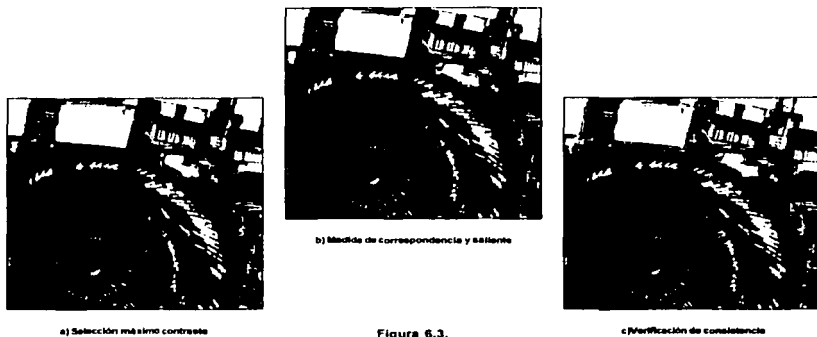


Figura 6.2.
La imagen a) representa el resultado de un nivel de descomposición de tres, b) de cuatro y c) de cinco.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

La profundidad de la pirámide es importante por que incorpora detalles finos en la imagen cuando está es reconstruida. Theodore evaluó de uno a seis niveles de profundidad; en la fusión de landsat con radar, no se añadió visualmente mucho detalle con niveles altos en la imagen resultante, por lo que se sugieren dos niveles de profundidad. Rockinger recomienda un nivel de descomposición de cuatro. Para nuestro caso se aplicó un nivel de descomposición de cuatro, y se encontró que este nivel se obtiene calidad en la imagen. En la figura 6.2 se muestra una comparación de los resultados de descomposición 3, 4 y 5.



a) Selección máximo contraste

Figura 6.3.

c) Verificación de consistencia

Resultados de los diferentes criterios de decisión para fusión

a) selección máximo contraste, b) medida de correspondencia, saliente y c) verificación de consistencia.

La idea principal en los métodos piramidales es buscar que las representaciones multiescala al fusionarse construyan una selección de coeficientes de magnitud máxima. Para este propósito se probaron las técnicas: selección de máximo contraste, verificación de consistencia y medida de correspondencia y saliente. Todas se describen en la sección 4.8. En la figura 6.3. se presentan los resultados.

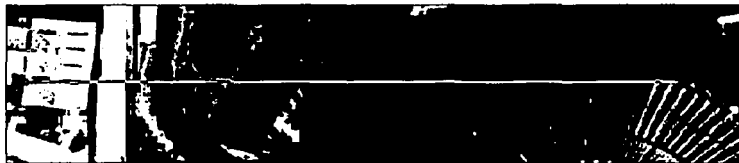


Figura 6.4.

En la imagen se marca una línea de pixeles para el estudio de perfil de intensidad.

La selección del mejor método de decisión para combinar las imágenes, resultó ser complicado visualmente. Por esta razón se analizó la intensidad de una línea de pixeles, comparando los perfiles de intensidad entre la imagen de baja resolución 4m, alta resolución 0.64m y las imágenes fusionadas por los tres métodos diferentes. La figura 6.4 muestra la línea de pixel elegida para estudiar el perfil de intensidad.

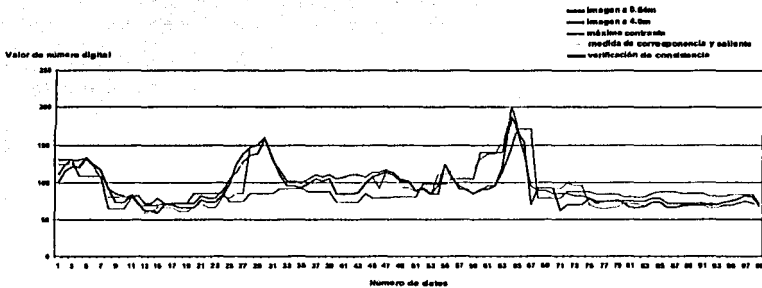


Figura 6.5.

Perfil de intensidad aplicado en una línea de píxeles para la imagen de 4m, 0.64m, comparando la misma línea obtenida del resultado de la fusión de máximo contraste, verificación de consistencia, y medida de correspondencia y saliente

Se graficó la intensidad de valores de números digitales contra número de datos. En la figura 6.5, se muestra un acercamiento de la relación. La línea de color azul oscuro tiene los datos de la imagen de alta resolución, la morada la de baja resolución, la azul claro los datos de la imagen por el método de máximo contraste, la verde la de medida de correspondencia y saliente y, por último, la morada oscuro la de verificación de consistencia. La gráfica 6.5, presenta aquí las observaciones de relación de números digitales, se observa que el método de verificación de consistencia (línea morada oscuro figura 6.5) propuesto por Li, 1995, tiene un perfil más parecido al perfil de la imagen de alta resolución.

6.1.2 Comparación de los métodos de fusión: pirámide laplaciana, pirámide laplaciana FSD, pirámide de cocientes de paso bajo, pirámide de gradiente, pirámide de morfología matemática y transformada de onduleta

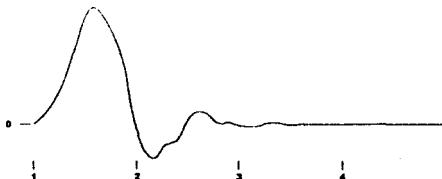


Figura 6.6.

Forma asimétrica de la onduleta de Daubechies 2.

Para poder comparar los métodos de fusión se utilizó un nivel de profundidad de cuatro y el método de reconstrucción de la imagen fue verificación por consistencia. En el capítulo cuatro se explicaron los métodos de fusión, sin embargo para el caso de transformada de onduleta, la onduleta utilizada fue la Daubechies (1988,

TESIS CON FALLA DE ORIGEN

1992), la cual es muy aplicada en fusión de imágenes. Ingrid Daubechies durante su trabajo encontró una clase completamente nueva de onduletas, que no sólo eran ortogonales. Estas onduletas son asimétricas como se muestra en la figura 6.6.

La onduleta de Daubechies (db2) es generada a partir de una función de escalamiento, utilizando los coeficientes generales 0.3415, 0.5915, 0.1585, -0.0915. El escalamiento de estos filtros corresponde a la figura 6.7, se presenta las funciones de descomposición $\tilde{h}[n]$ y $\tilde{g}[n]$ representada en la figura 6.7a y 6.7b y la función de reconstrucción $h[n]$ y $g[n]$ representada en la figura 6.7c y 6.7d, la función $\tilde{h}[n]$ tiene una frecuencia característica paso bajo y el filtro que representa la función de onduleta $\tilde{g}[n]$ tiene una respuesta característica de paso alto.

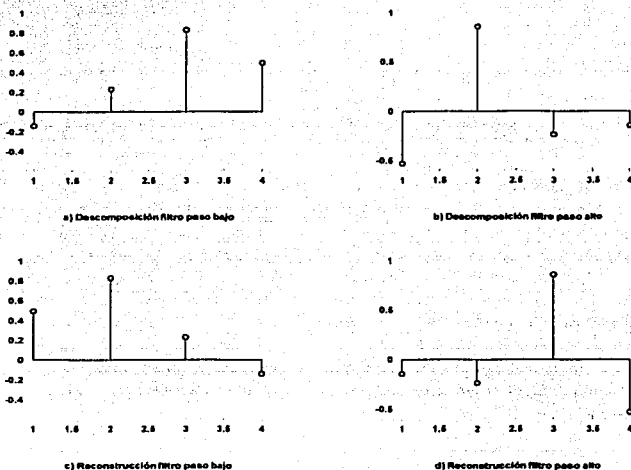


Figura 6.7. Función de escalamiento de descomposición y reconstrucción para Daubechies 2.

En la figura 6.8 se representa un ejemplo de los coeficientes de onduletas en dos niveles de descomposición, y combinados por el método de verificación de consistencia. El primer nivel representa la banda de más alta frecuencia y el nivel más fino de resolución. A la inversa, el último nivel (n) de descomposición corresponde con la banda de frecuencia más baja y la resolución menos definida. Al desplazarse de los niveles más altos a los más bajos, o sea de baja resolución a alta resolución, se observa una disminución de la energía contenida en las subbandas recorridas.

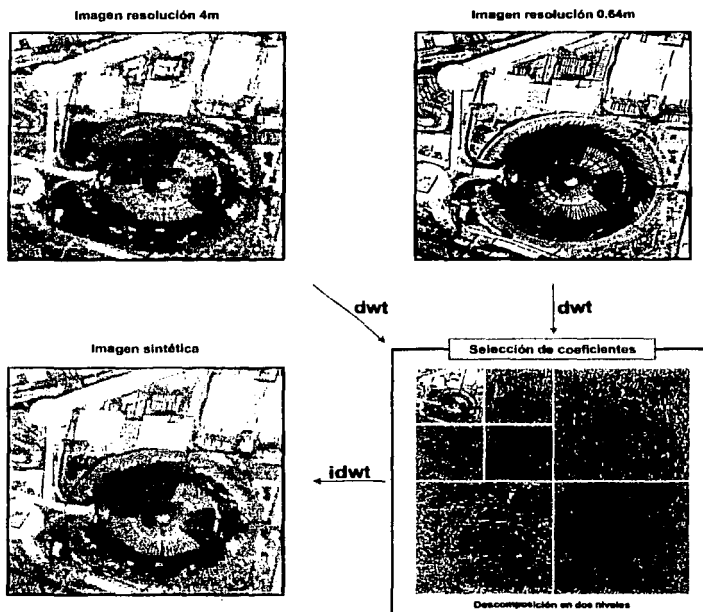


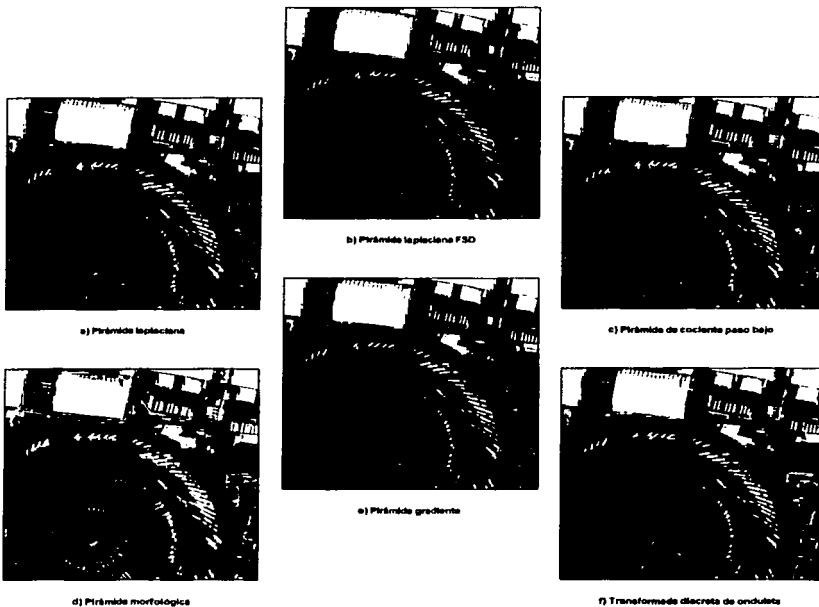
Figura 6.8.

Organización de los coeficientes de onduladas seleccionados por verificación por consistencia. Se puede observar los contornos en los distintos niveles y como son mas bastos en el primer nivel de descomposición, además de cierta similitud entre los distintos niveles.

El siguiente paso fue fusionar y comparar los métodos de pirámide laplaciana, laplaciana FSD, gradiente, cociente de paso bajo, morfológica y transformada de onduleta de las imágenes presentadas en la figura 6.1. Se evaluaron todos los métodos de fusión y los resultados se indican en la figura 6.9.

Para evaluar las imágenes resultantes de fusión por pirámide laplaciana, pirámide laplaciana FSD, pirámide de cociente paso bajo, pirámide morfológica y transformada de onduleta, se consideró una evaluación subjetiva basada en apreciación visual y otra objetiva por medio de clasificación. Para realizar ambas evaluaciones, se utilizó el método de fusión de componentes principales por sustitución, es decir, cada imagen generada fue sustituida por el primer componente principal como se explica en el capítulo tres, la figura 3.7. Las diferencias encontradas en la evaluación visual son muy sutiles aunque se puede decir que la pirámide de gradiente, la pirámide morfológica y la transformada de onduleta tienen mayor definición de objetos, en comparación con las otras pirámides. Los resultados por análisis de componentes principales están en la figura 6.10.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

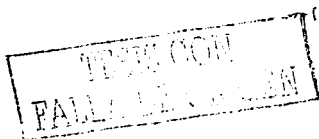


Figuras 6.9.

Imágenes resultantes de fusionar la banda azul de 4m y su pancromática de 0.64m por diferentes métodos multiresolución.

En la figura 6.9, la imagen resultante de pirámide gradiente presenta mayor contraste que las demás; sin embargo al compararse con la imagen obtenida de la transformada de onduleta en el aspecto de nitidez, ésta define mejor objetos pequeños que la pirámide gradiente; por otra parte la imagen resultante de la pirámide morfológica también da una imagen nítida, pero un acercamiento en objetos pequeños, no se definen como los de gradiente y transformada de onduleta.

Los resultados de la figura 6.10, obtienen imágenes en color con mayor nitidez en la pirámide gradiente y transformada de onduleta. Uno de los problemas encontrados en la fusión con estos métodos es la generación de artefactos en zonas de números digitales altos. Esto ocurre particularmente en el caso de imágenes obtenidas con la pirámide laplaciana, pirámide laplaciana FSD, pirámide de cociente paso bajo y pirámide morfológica; esto no pasa con los resultados de la transformada de onduleta y pirámide gradiente.



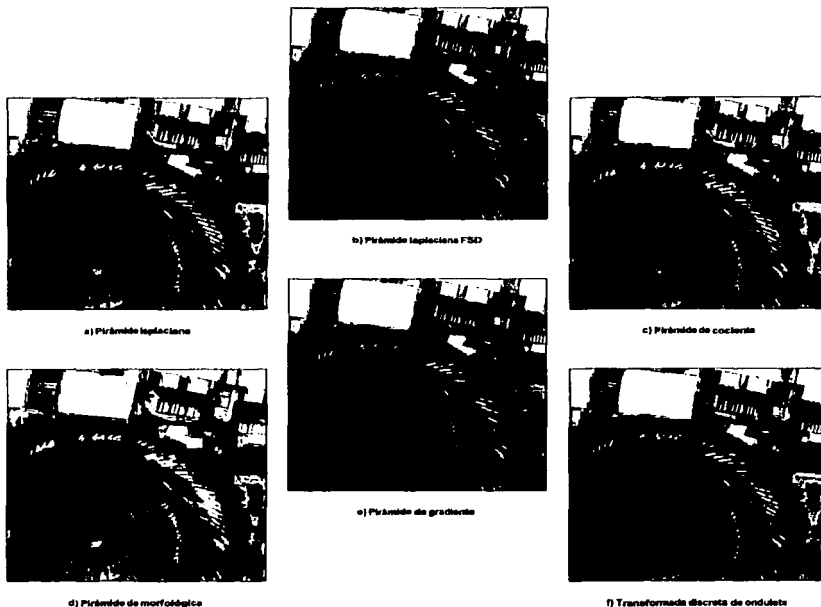


Figura 6.10.

Comparación de los métodos de forma subjetiva. Imágenes multiespectrales obtenidas por el método de fusión con componentes principales (PCA) al aplicar la sustitución de la primera componente con las imágenes de la figura 6.9.

- a) pirámide laplaciana, b) pirámide laplaciana FSD, c) pirámide de cociente paso bajo, d) pirámide morfológica, e) pirámide gradiente, f) transformada de onduleta.

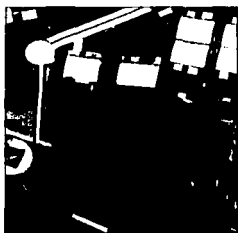
6.1.3 Evaluación por clasificación isodata y determinación del índice kappa (k)

Para evaluar cuantitativamente los métodos de fusión, se utilizó un método de clasificación no supervisado (isodata). El algoritmo isodata en su primera fase elige un grupo de valores digitales iniciales en la imagen, que actúa como centros de los clusters (agrupaciones o conglomerados), cuando no se dispone de valores de clases previos (números digitales). En cada centro se calcula la distancia media entre el pixel asignado como primer cluster y el segundo pixel; cuando es inferior a una determinada distancia espectral señalada, se incluye en el mismo cluster. En caso contrario, se considera al segundo pixel como clusters, y así sucesivamente hasta tener definidos todos los centros de los agrupamientos. La escena se clasifica totalmente, asignando cada pixel al centro de clase más próximo. Se recalculan de nuevo los centros a cada banda de clase, teniendo en cuenta los cluster constituidos anteriormente y así pasan a tomar las nuevas asignaciones. Se

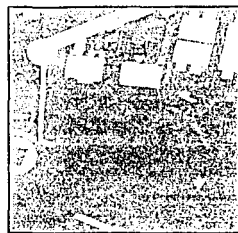
TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

reitera el ciclo de agrupamiento, de acuerdo con las siguientes reglas: se efectúa un agrupamiento de clusters si el número de éstos fuese superior a un valor fijado con anterioridad, o una partición de los clusters, si el número de éstos no alcanza un valor umbral de convergencia. El centro de cada cluster obtenido se elige como una nueva clase y se reitera el ciclo de clasificación hasta que el proceso converja y hasta que el número de reiteraciones alcance un valor determinado, en cuyo caso se dará por finalizado el algoritmo.

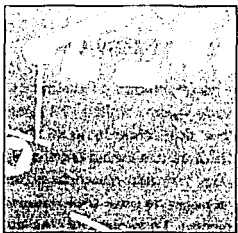
En la clasificación isodata de las imágenes obtenidas por el análisis de componentes principales (figura 6.10), el algoritmo inicia la asignación de clusters en forma aleatoria para dos agrupamientos. A partir de ahí va desplazando estos centros de clase hasta que se alcanza el umbral de convergencia; aquí el porcentaje máximo de píxeles no debe cambiar entre dos iteraciones, señalándose como parámetro de control seis iteraciones, y un 95% de umbral de convergencia, lo que significa que el 95% o más de píxeles están contenidos dentro del mismo cluster, entre una iteración y la siguiente, es decir, el 5% o menos de píxeles no cambia de cluster entre iteraciones. Se realizó la clasificación en dos clases y los resultados se ven en la figura 6.11. La imagen 6.11a es la imagen obtenida de sustituir la primera componente de las bandas multiespectrales por su pancromática, esta imagen posee gran nitidez y definición de objetos así que se consideró su clasificación como referencia figura 6.11b. Las imágenes de las figuras 6.11c, d, e, f, g y h son las clasificaciones de las imágenes presentadas en la figura 6.10. La clase uno está representada de color naranja y la clase dos de blanco.



a) Imagen pancromática 0.84m



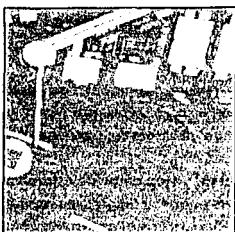
b) Clasificación de referencia obtenida de la imagen 6.11a



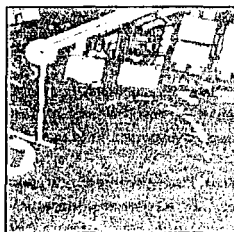
c) Clasificación de la imagen 6.10a (pirámide teplectura)



d) Clasificación de la imagen 6.10b (pirámide teplectura FSD)



e) Clasificación de la imagen 6.10c
(pirámide de cociente paso bajo)



f) Clasificación de la imagen 6.10d
(pirámide morfológica)



g) Clasificación de la imagen 6.10e
(pirámide gradiente)



h) Clasificación de la imagen 6.10f
(transformada discreta de ondulata)

Figura 6.11.

Resultados de la clasificación isodata de las imágenes presentadas en la figura 6.10, con dos clases.

a) imagen pancromática 0.64m, b) clasificación de referencia obtenida de la imagen 6.11a.

c) clasificación de la imagen 6.10a (pirámide laplaciana), d) clasificación de la imagen 6.10b (pirámide laplaciana FSD).

e) clasificación de la imagen 6.10c (pirámide de cociente paso bajo), f) clasificación de la imagen 6.10d (pirámide morfológica).

g) clasificación de la imagen 6.10e (pirámide gradiente), h) clasificación de la imagen 6.10f (transformada discreta de ondulata).

La etapa siguiente fue analizar las clasificaciones de las imágenes. La forma estándar para reportar errores de clasificación es la matriz de errores o matriz de confusión (Congalton, 1991, 1999; Hudson, 1987; Aronoff, 1982), debido a que identifica no sólo la totalidad de los errores para cada categoría, sino también las clasificaciones confusas.

En esta parte, el diseño de la muestra sobre la que se van a verificar los resultados es importante. La muestra debe ser lo suficientemente representativa de la población como para estimar los parámetros necesarios de ella, a partir de los datos de la muestra. Aunque sólo se tienen dos clases, se tomó un tamaño de muestra de 100 puntos. Existen diversos tipos de muestreo de verificación: aleatorio simple, aleatorio estratificado, sistemático, y por conglomerado. En este caso se utilizó el aleatorio simple, que consiste en establecer al azar los píxeles que van a ser evaluados en verificación de campo; sin embargo, éste se evaluó con base en una imagen

de referencia que consiste en la pancromática de 0.64m (figura 6.11a). En el muestreo aleatorio simple los píxeles de la escena son equiprobables, lo cual tiene ventaja desde el punto de vista estadístico.

La verificación de la clasificación consiste en tener para cada píxel de la muestra su clase verdadera. La comparación entre los resultados se realiza mediante la matriz de errores con un arreglo de $n \times n$, donde es igual al número de categorías en la clasificación; en la tabla 6.1 se da un ejemplo de una matriz de error.

Las columnas usualmente representan las clases que corresponden a los datos de referencia, mientras que las líneas indican las categorías generadas en la clasificación. Las entradas diagonales muestran los números de píxeles correctamente clasificados. La matriz de error es una manera efectiva para representar la precisión, ya que describe las precisiones individuales en cada categoría en la clasificación con el error de inclusión (error de comisión) y el error de exclusión (error de omisión).

Un error de comisión se define como: incluir un píxel en una categoría cuando este no pertenece a esta categoría. Un error por omisión es excluir este píxel de la categoría cuando realmente pertenece a esta.

Desde el punto de vista de prueba de hipótesis,

H_0 : hipótesis de que el píxel pertenece a la clase correspondiente

H_1 : hipótesis de que el píxel corresponde a una clase diferente

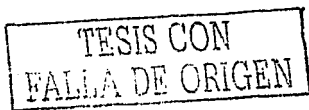
El error por omisión se produce cuando se rechaza la hipótesis H_0 , siendo ésta cierta, por el contrario, error por comisión cuando se acepta H_0 , siendo ésta falsa o lo que es lo mismo, cuando se rechaza H_1 siendo cierta.

Se asume que n muestras son distribuidas en k^2 celdas, donde cada muestra es asignada a cada categoría k (usualmente líneas) e independientemente, para una misma categoría k en los grupos de datos de referencia (usualmente columnas). Dado n_{ij} el número de muestras clasificadas en la categoría i ($i = 1, 2, \dots, k$) en los datos de referencia tabla 6.1.

Tabla 6.1.
Ejemplo de una matriz de error.

j = columnas, datos de referencia

i = líneas, datos clasificados				Total de líneas n_{j+}	% Comisión
	1	2	k		
1	n_{11}	n_{12}	n_{1k}	n_{1+}	
2	n_{21}	n_{22}	n_{2k}	n_{2+}	
k	n_{k1}	n_{k2}	n_{kk}	n_{k+}	
Total de columnas n_{+j}	n_{+1}	n_{+2}	n_{+k}	n	
% Omisión					



Entonces

$$n_{i.} = \sum_{j=1}^k n_{ij}$$

es el número de muestras clasificadas en la categoría i en la clasificación realizada y

$$n_{.j} = \sum_{i=1}^k n_{ij}$$

es el número de muestras clasificadas en la categoría j en los datos de referencia.

La precisión total entre la clasificación realizada y los datos de referencia puede ser calculada como sigue

$$\text{Precisión} = \frac{\sum_{j=1}^k n_{jj}}{n}$$

El riesgo de productor (*producer's accuracy*) y el riesgo de usuario (*user's accuracy*) representan precisiones de categorías individuales, en vez de solo una precisión total de las clasificación. El riesgo de productor puede ser calculado por

$$\text{riesgo de productor } j = \frac{n_{ij}}{n_{.j}}$$

y el riesgo de usuario puede ser calculado

$$\text{riesgo de usuario } i = \frac{n_{ij}}{n_{i.}}$$

En la tabla 6.2 se muestran los valores de riesgo de productor y usuario. El riesgo de productor es: uno menos la probabilidad de error en la que incurre el usuario como consecuencia de la no incorporación de algunos píxeles en la clase correspondiente (omisión) (riesgo de productor (%) = 100% - error de omisión (%)). Por el contrario, el riesgo del usuario se refiere al que asume éste cuando en realidad puede pertenecer a una clase diferente (riesgo del usuario (%) = 100% - error de comisión). De esta tabla el riesgo de productor en la clase uno da valores entre 93-100% y en la clase dos 55-70%, son los porcentajes de píxeles clasificados correctamente. por otro lado el riesgo de usuario en la clase uno esta en 88-89% y en la clase dos en 78-100%, este porcentaje se interpreta como dada la clase uno y dos en la clasificación son actualmente clase uno y dos.

El análisis de kappa k es una medida basada en las diferencias entre la concordancia actual (*actual agreement*) en la matriz de error (por ejemplo la concordancia entre la clasificación realizada y los datos de referencia como indica la diagonal de la matriz) y la concordancia de cambio la cual indica el total de columnas y renglones.

Dado

$$p_o = \sum_{i=1}^k p_{ii}$$

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

puede ser la concordancia actual y

$$P_c = \sum_{i=1}^k P_{i,i} P_{*i} \quad \text{la concordancia de cambio (change agreement).}$$

	Riesgo de productor (%) / intervalo de confianza		Riesgo del usuario (%) / intervalo de confianza		Índice kappa	
	Clase 1	Clase 2	Clase 1	Clase 2	Clase 1	Clase 2
	Pirámide gradiente	97222 (92.7-101.7)	67857 (48.8-86.9)	88608 (80.9-96.2)	90476 (75.5-105.4)	0.5931
Pirámide morfológica	97260 (92.8-101.7)	70370 (51.3-89.4)	89873 (82.6-97.2)	90476 (75.5-105.4)	0.6249	0.8695
Pirámide de cociente paso bajo	94521 (88.6-100.4)	55556 (34.9-76.1)	85185 (76.8-93.6)	78947 (57.9-99.9)	0.4513	0.7116
Transformada de onduletas	100 (89.3-100.7)	64286 (44.7-83.8)	87805 (80.1-95.5)	100 (97.2-102.8)	0.5645	10000
Pirámide laplaciana	95775 (80.4-101.2)	65517 (46.5-84.5)	87179 (79.1-95.2)	86364 (69.7-102.8)	0.5579	0.8079
Pirámide laplaciana FSD	93056 (86.5-99.6)	64286 (44.7-83.8)	87013 (78.8-95.2)	78261 (59.2-97.3)	0.5362	0.6981

Asumiendo un modelo de muestreo multinomial, la máxima probabilidad (*maximum likelihood*) estimada de kappa esta dado por

$$k = \frac{P_{ii} - P_c}{1 - P_c}$$

para propósitos de cálculo

$$k = \frac{n \sum_{i=1}^k n_{ii} - \sum_{i=1}^k (n_{i.} n_{.i})}{n^2 - \sum_{i=1}^k (n_{i.} n_{.i})}$$

donde k número de líneas en la matriz, n_{ii} número de observaciones en renglones i y columnas i , respectivamente, y n número total de observaciones.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

El valor de kappa es una medida para cuantificar la clasificación con los datos de referencia cuando el valor de se aproxima a uno indica una clasificación perfecta, por otra parte, si el valor de presentará valores bajos, indicarla clasificaciones pobres. Los valores de confianza alrededor de kappa se calculan usando la aproximación de una variancia de muestral amplia (large sample variance) y el hecho de que el estadístico kappa se distribuye asintoticamente.

Con los datos generales de clasificación, de esta sección, se concluye que los métodos con valores más altos de kappa son con la transformada de onduleta, pirámide morfológica y pirámide gradiente (0.722, 0.727 y 0.705); los cuales proporcionan precisión de 90, 90 y 89 por ciento (tabla 6.3). Las pirámides de cocientes paso bajo, laplaciana, y laplaciana FSD tienen valores de kappa entre 0.6 y 0.5 y una precisión entre 86.0-84.0 por ciento.

Tabla 6.3
Resultados globales de precisión y índice kappa obtenidos a partir de la clasificación espacial

Método	Precisión	Índice kappa	Variancia kappa	Intervalo de
	%		%	confianza al 95 %
Pirámide gradiente	89	0.705	0.03	82.367-95.633
Pirámide morfológica	90	0.727	0.02	83.620-96.380
Pirámide de cociente paso bajo	84	0.552	0.086	76.315-91.685
Transformada de onduletas	90	0.722	0.019	83.620-96.380
Pirámide laplaciana	87	0.66	0.078	79.908-94.092
Pirámide laplaciana FSD	85	0.607	0.167	77.501-92.499

El análisis de datos globales (tabla 6.3) no permite distinguir cual pirámide de fusión es mejor entre la transformada de onduleta y la pirámide morfológica; además, visualmente se observa que la pirámide gradiente presenta mejores resultados. Comparando el Índice de kappa en la tabla 6.2, a más detalle, se encuentra que la transformada de onduleta tiene valores para la clase uno y dos de 0.5645 y 1.000 respectivamente; la pirámide morfológica 0.6248 y 0.8695, y para la pirámide gradiente 0.5931 y 0.8677. Por lo tanto, la transformada de onduleta es ligeramente mejor que la pirámide morfológica y la pirámide de gradiente.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

Los valores más altos se obtuvieron con los métodos de fusión con la transformada de onduleta y la pirámide morfológica con 90% de precisión y la pirámide gradiente, con 89%. El índice kappa resultó un método de evaluación adecuado, pero es importante considerar el tamaño de la muestra.

En concordancia con los resultados de Burt en 1993, nuestros resultados nos dieron que la pirámide laplaciana tiene un 87% de precisión y la pirámide gradiente un 89%. Burt sugiere que la pirámide gradiente da más estabilidad que la laplaciana, por otro lado Sims en 1997 prueba la pirámide de cociente paso bajo y concluye que la pirámide de gradiente da menos distorsiones que la pirámide de cociente paso bajo y la laplaciana. Nuestros resultados confirman lo anterior mostrando una precisión del 84% para la pirámide de cociente paso bajo en contraste con un 87% para la pirámide laplaciana.

Encontramos que la transformada de onduleta ofrece ciertas ventajas sobre técnicas de pirámides. La representación de onduleta da una información direccional en las bandas alto bajo, bajo alto y alto alto, mientras que la representación piramidal introduce cualquier orientación espacial en el proceso de descomposición. La información contenida a diferente resolución es única en la transformada de onduleta; por otro lado, la descomposición de pirámides contiene redundancia entre las diferentes escalas.

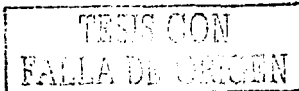
6.2. Fusión de imágenes de radar y landsat 7 ETM*

En este apartado se explora el uso de fusión de imágenes de radar y landsat, para separar coberturas de vegetación y determinar la red de calles de la Ciudad de México. Se manejan dos escalas espaciales: 30m con imágenes del sensor ERS-2/landsat 7 y a 8m con radarsar/landsat 7. En la sección 6.2.1 se explica el comportamiento de fusión de radar/landsat y la 6.2.2 la estrategia de combinar estas imágenes por la transformada de onduleta.

6.2.1 Fusión de radar y landsat 7 ETM* por componentes principales

La primera etapa consiste en aplicar el análisis de componentes principales a la imagen landsat. La primera componente obtenida representa el 99 % de la información base; está puede ser sustituida por otra información de datos. Las pruebas realizadas consistieron en tomar imágenes con mayor resolución espacial, como la banda pancromática (15m) de la misma imagen landsat; con información tanto de estructura, textura y resolución en imágenes de radar de 30m y 8m; por último, un índice de vegetación (NDVI) obtenido del cociente entre la banda roja e infrarroja de la imagen landsat, con el objeto de resaltar la vegetación. En la figura 6.12 se dan ejemplos de estos tipos de imágenes: pancromática, radar e índice normalizado NDVI.

La figura 6.13 muestra ejemplos de imágenes resultantes después de sustituir la banda pancromática, radar y el índice de vegetación NDVI en el análisis de componentes principales; se presentan dos zonas una de tipo bosque figura a), b) y c) (zona de la Marquesa) y otra de tipo urbano figura d), e) y f) (norte de la Ciudad de México). La composición de bandas es la 5 (rojo), 4(verde), 3(azul); para el caso de las figuras a, b d y e el color verde oscuro representa bosques, el verde claro vegetación variada, el café oscuro vegetación arbustiva y el gris-azul zonas urbanas. Los colores en b y e varía ligeramente por las texturas del radar.



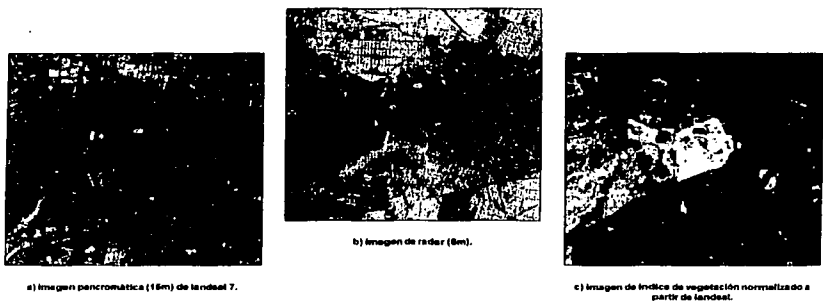


Figura 6.12.
Ejemplos de imagen pancromática, radar o índice normalizado NDVI.

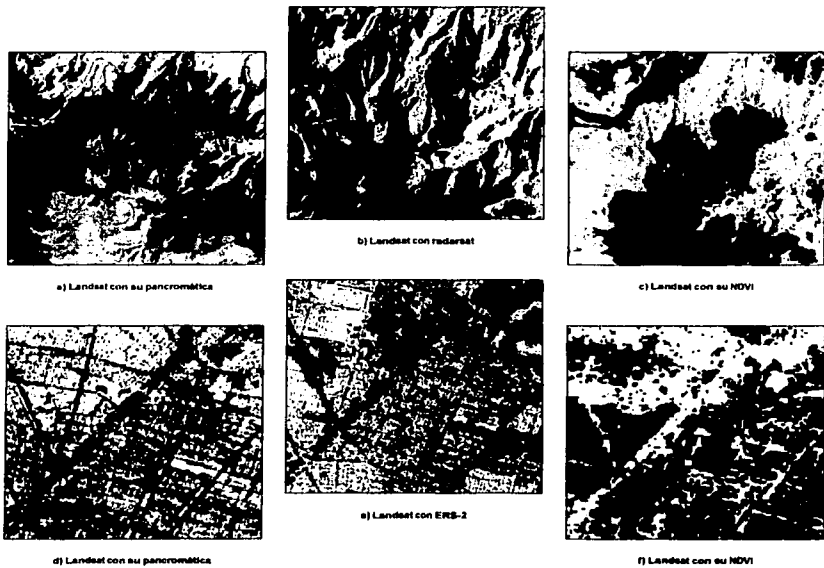


Figura 6.13.
Imágenes obtenidas de fusión por PCA por sustitución de la banda pancromática, radarsat 8m y NDVI.
Composición de bandas es la 5 (rojo), 4(verde), 3(azul).

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

La figura 6.14 muestra los resultados a resolución espacial de 30m con tamaño de pixel de 12.5m y la figura 6.15 señala los resultados a resolución espacial de 8m y tamaño de pixel de 6.25m, el tamaño de pixel fue normalizado en base a las imágenes de ERS-2 en 12.5m y radarsat en 6.25m por remuestreo de convolución cúbica. Se muestra la composición en color de las bandas 5(rojo), 4(verde) y 3(azul) en la figura 6.14, esta representa una imagen con colores parecidos a lo real donde el verde es vegetación y el azul-gris ciudad. En la figura 6.15 la combinación de bandas fue 4(rojo), 5(verde), 3(azul), los bosques se presentan en color rojo, el bosque con pastizal con mezcla de verde y café oscuro, arborea urbana color naranja, en verde oscuro vegetación arbustiva y verde claro pastizales.

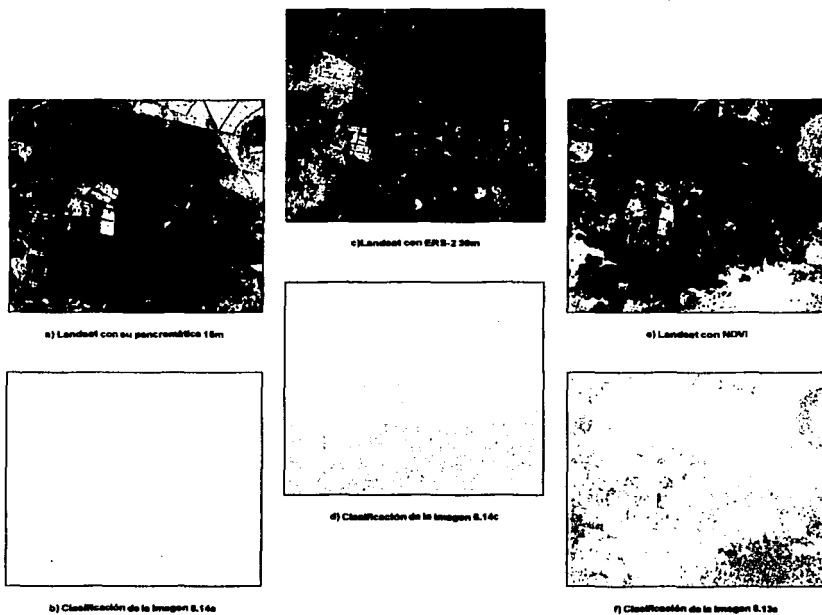


Figura 6.14.

Imágenes obtenidas de la sustitución de la primera componente de la imagen landsat y su respectiva clasificación.

Composición banda 5(rojo), 4(verde) y 3(azul).

a) sustituye la PC1 por su banda pancromática landsat, c) sustituye la PC1 por radar ERS-2 1997, e) sustituye la PC1 por el NDVI, b) clasificación de la imagen 6.14a, d) Clasificación de la imagen 6.14c y f) Clasificación de la imagen 6.14e.

La sustitución de la banda pancromática de 15m por el primer componente obtenido de las bandas multiespectrales resulta en información espectral similar a las bandas originales pero con una mayor nitidez que las

originales. En las figuras 6.14b y 6.15b se presentan los resultados de la clasificación para dos clases aplicando el algoritmo isodata sobre todas las bandas. La clase representada con el color amarillo incluye objetos definidos por su brillo tales como red de calles, bordes de montañas en zonas de bosques.

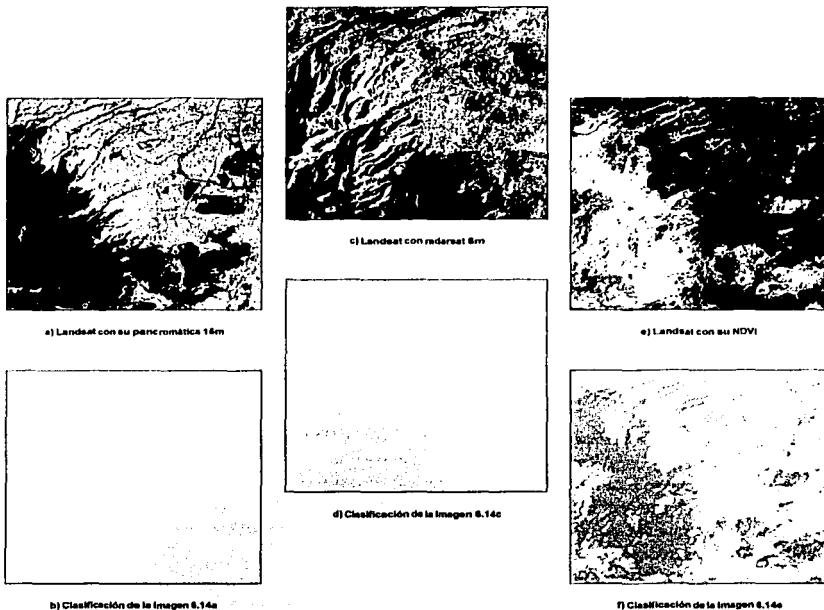


Figura 6.15.

Zona Desierto de los Leones-Cuajimalpa-Tlalpán.

Imágenes obtenidas de sustituir la primera componente de landsat con su pancromático, radar 8m y NDVI.

Combinación de banda 4, 5, 3.

Para el caso de sustitución de radar, las figuras 6.14c y 6.15c dan imágenes multispectrales que representa la combinación de ambas informaciones; visualmente estas imágenes permiten una mejor interpretación de la escena; sin embargo, al realizar una clasificación isodata sobre estas imágenes, las dos clases obtenidas (azul y crema), no representan una segmentación real adecuadamente, como se ve en la figura 6.14d y 6.15d. El problema de la clasificación se presenta por el ruido speckle en las imágenes de radar, aun después de realizarse el filtro de gamma máximo a posteriori.

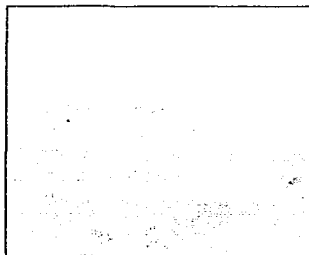
TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

Ahora bien, para el caso de sustitución de NDVI (figuras 6.14e y 6.15e), las imágenes tienen una combinación en color difícil de interpretar, la vegetación se resalta en valores de digitales cercanos al blanco, pero en cambio, la clasificación aplicada con el algoritmo isodata, permite una separación clara de la vegetación, en las figuras 6.14f y 6.15f el color verde representa la clase de vegetación, esta clase resulto patrones fotosintéticos específicos.

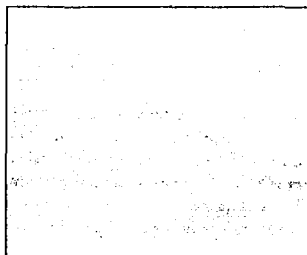
6.2.2 Fusión de radar/NDVI, radar/pancromática por transformada de onduleta

La segunda etapa consistió en aprovechar las características de radar en forma indirecta. Para comprender mejor su funcionamiento y el alcance de unir ambas informaciones, se aplicó la generación de imágenes híbridas, es decir, se combinó la banda pancromática con radar y el índice NDVI con radar, usando como estrategia la transformada de onduleta. Las imágenes resultantes fueron evaluadas por PCA y clasificadas con el algoritmo isodata, sin embargo no se encontró buena definición de clases. Se consideró como alternativa que las imágenes obtenidas de aplicar la fusión de la transformada de onduleta, se consideran como una banda, la cual se incorporo a las bandas multiespectrales obtenidas en la sustitución de la pancromática o NDVI por PCA (figura 6.14a y e, 6.15a y e), de tal forma que se realizó el algoritmo de clasificación isodata sobre todas estas bandas multiespectrales más la obtenida por DWT. La idea fue hacer mayor la precisión de la clasificación isodata, es decir, definir mejor la etapa crítica de parámetros de isodata. La información de resolución y estructura de radar puede favorecer la asignación de los píxeles de la imagen a la categoría requerida y hacer más clara la distancia entre clases. Para estos experimentos se utilizaron las dos imágenes de apertura sintética de los sensores ERS-2 y radarsat.

Los resultados de las clasificaciones con imágenes ERS-2 y landsat se presentan en las figuras 6.16, donde se compara la clasificación con y sin radar. En la figura 6.16d la clasificación de vegetación (color verde) se considero visualmente casi igual respecto a la 6.16c, considerando que ERS-2 y landsat 7 tienen la misma resolución de 30m. Por otro lado la clasificación presentada en la figura 6.16a y b tomando un segmento de imagen de la zona urbana, se representa las líneas de la red de calles en la ciudad (color amarillo oscuro); mayormente definidas al incorporar la información de radar.



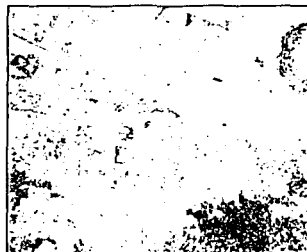
a) Clasificación de la imagen 6.14a



b) Clasificación de landsat con ERS-2pancromática



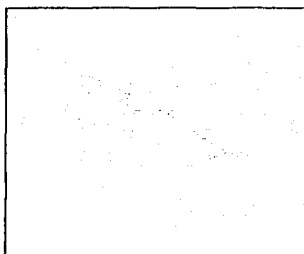
c) Clasificación de la imagen 6.14a



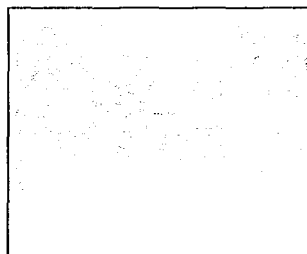
d) Clasificación de landsat con ERS-2pancromática

Figura 6.16.

Comparación de las clasificaciones por isodata con y sin incluir radar (ERS-2).



a) Clasificación de la imagen 6.15a



b) Clasificación de landsat con radarsatpancromática



c) Clasificación de la imagen 6.15a



d) Clasificación de landsat con radarsatNDVI

Figura 6.17.

Comparación de las clasificaciones obtenidas por isodata con y sin incluir radar (radarsat).

En el caso de radarsat y landsat, se encontró que al incorporar radar en la clasificación de vegetación (color verde) se obtiene mayor resolución. La figura 6.17c muestra más generalidad y menos detalle que la 16d. Por simplificación se consideraron sólo dos clases de vegetación, pero es posible separar otras clases de vegetación como es el caso de arbustivas tomando una tercera clase. Otro perfil fue el presentado en las figuras 6.17a y b; la red de calles (color amarillo oscuro) obtenida en la figura 6.16b se completamente radar con la landsat, sin embargo la respuesta de retrodispersión que presenta a 8m es marcada con zonas geométricas bien definidas que están en función del grado de construcción dentro de la zona urbana, cuando se tiene una estructura urbana apretada en la imagen, evita definir la red de calles que se encuentra en estas zonas (efecto reflector de esquina de la señal de radar).

En términos generales, el resultado obtenido de la clasificación para determinar la red de calles proporcionan una idea general del perfil de la red de calles a 8m y 30m, considerando que trabajamos en la zona urbana; pero en la clasificación total de la escena, no es un método selectivo, ya que incluye en esta clase objetos como bordes de montañas en zonas de bosque. Los resultados de la clasificación al incorporar índices de vegetación (NDVI) con radar, toda la escena da una clasificación con buena definición al separar zonas arbóreas.



Figura 6.18.
Clasificación de áreas verdes presentadas sobre la imagen de satélite landsat.
Composición banda 5(rojo), 4(verde), 3(azul)

Con el propósito de evaluar los alcances de la fusión de radar/landsat, los resultados de la clasificación de la figura 6.17 se incorporó en un sistema de información geográfico, la imagen se proceso de raster a polígonos vectoriales y filtrada con una unidad mínima de mapeo de 70m, en la figura 6.18 se presentan estos polígonos distribuidos en zona bosque rural y zona arbórea urbana sobre la imagen landsat 7, para entender mejor la distribución espacial de los objetos se le sobrepone el vector de parques, lmites de delegaciones y algunos

municipios. La verificación de los resultados solo se hizo por interpretación visual en base a la imagen landsat 7 ETM+, es necesario la verificación de campo y la determinación de precisión de la clasificación por matrices de error.

m ² /hab	Delegación o municipio
Mayor de 100	*Huixquilucan, Cuajimalpa, Magdalena Contreras
100 - 50	*Tlalpan, Xochimilco, Álvaro Obregón
50 - 20	Miguel Hidalgo, *Naucalpan, Atizapán de Zaragoza, Coyoacán
20 - 10	Benito Juárez, Coacalco
10 - 5	Azcapotzalco, Gustavo A. Madero, Tlanepantla, Cuauhtemoc
5 - 1	Iztacalco, Venustiano Carranza, Tullitlán, Ecatepec, Iztapalapa
Menor de 1	Nezahualcóyotl, *Cuautitlán Izcalli y Atenco

*Estas delegaciones o municipios no son cubiertos por toda la escena

En la ciudad de México, existe muy poca información acerca de la distribución, cantidad y cobertura vegetal. Se plantea una aplicación de los resultados obtenidos en base a la recomendación de la organización mundial de la salud (OMS) sobre la distribución de áreas verdes por población. Con datos de población y valores de áreas de cobertura arbórea por delegación o municipios se obtuvo la tabla 6.3, que indica los porcentajes generales de áreas arboladas por habitante, sin embargo es importante remarcar que estos valores son aproximados y que pueden representar una escala aproximada de 1: 50,000. El mapa final se presenta en la figura 6.19, el cual presenta una visión general de áreas verdes en la Ciudad y zona metropolitana de México.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

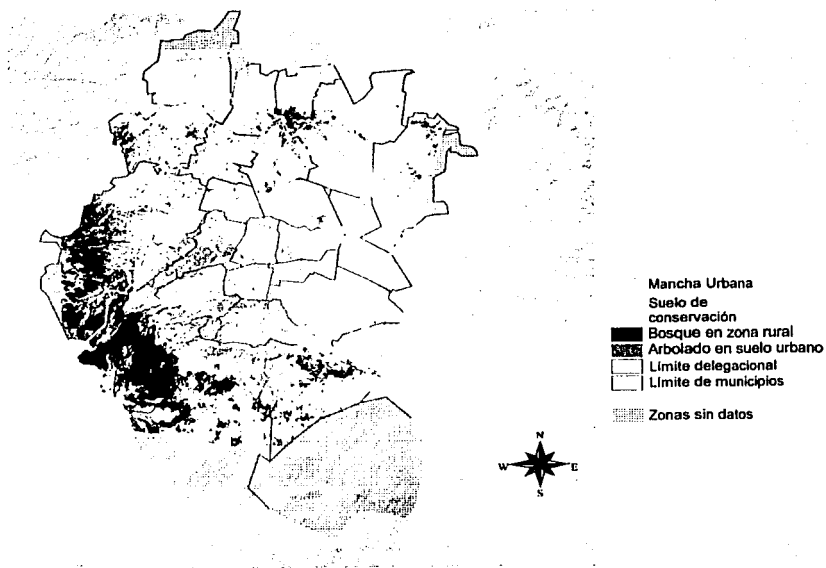


Figura 6.19.
 Mapa zonas arbóreas de la Ciudad de México obtenidas por fusión de radar y landsat.
 La clasificación se representa sobre un modelo de elevación de terreno.

TESIS CON
 FALLA DE ORIGEN

CAPÍTULO 7

Conclusiones

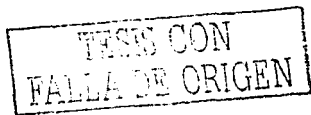
Este trabajo se dedicó al análisis, estudio e implementación de técnicas de fusión de imágenes de satélite. Se estudió el alcance de combinar imágenes de apertura sintética (ERS-2, radarsat) con un sensor de tipo óptico (landsat 7 ETM+). Las propiedades de brillantez, resoluciones espaciales diferentes y realces por índices de vegetación de estas imágenes se fusionaron, lo que nos permitió generar dos productos, uno que extrae las áreas arboladas y otro la red de calles, ambos en la Ciudad de México, lo cual es de interés ambiental y puede ser utilizado en planeación urbana y rural.

El método de fusión por componentes principales fue clave para realizar la evaluación por apreciación visual y la evaluación objetiva de las imágenes resultantes de los métodos multiresolución piramidal de fusión de imágenes. Al realizar la fusión por componentes principales entre radar y landsat se encontró que sí se pueden fusionar ambas incluso en zonas de relieve distinto, sin embargo, al ser clasificadas se encontraron problemas, en gran parte debido al ruido que presentan las imágenes de radar. Para superar los problemas anteriores se propuso evaluar el desempeño de técnicas de fusión multiresolución (pirámide laplaciana, pirámide laplaciana FSD, pirámide gradiente, pirámide de cociente paso bajo, pirámide morfológica y transformada de onduleta). En una primera etapa se evaluaron estas técnicas utilizando imágenes satelitales del sensor QuickBird que presentan resoluciones de 4m en modo multispectral y en pancromática de 0.64m que están libres de ruido.

Al comparar las imágenes resultantes (QuickBird) obtenidas con los métodos multiresolución, se encontró visualmente que la imagen resultante de la transformada de onduleta presenta características más definidas comparada con las de la pirámide de gradiente y la pirámide morfológica. La evaluación objetiva se realizó con la clasificación isodata (matriz de error y el índice kappa); el porcentaje de precisión fue de 90% para la transformada de onduleta y pirámide morfológica y un 89% para la gradiente, por lo que no existe una diferencia cuantitativamente grande.

Posteriormente se llevó a cabo la fusión de radar y landsat con la transformada de onduleta la cual presentó una segmentación con clases mejor definidas en comparación a los métodos multiresolución. La fusión de radar con el índice de vegetación de landsat y con la banda pancromática de landsat por transformada de onduleta es una alternativa para crear imágenes sintéticas, las cuales preservan información espectral con alta resolución.

Se encontró que para la fusión de imágenes de radar y landsat, la corrección geométrica y radiométrica es indispensable. El poder realizar un registro de estas debe asegurar que la información de cada sensor sea referido a las mismas estructuras físicas. La importancia de la precisión geométrica es evitar artefactos que provoquen interpretaciones erróneas. El modelo digital de terreno juega un papel importante en este proceso, principalmente en las imágenes de radar. La necesidad de tener información de un modelo topográfico con una



escala adecuada a la resolución espacial de imagen es significativo, aunque se contó con los modelos digitales a escala 1:250,000 y 1:50,000 se encontró que solamente se puede trabajar con el modelo 1:50,000; ya que en el de 1:250,000 no se obtuvieron correcciones de acortamiento de pendiente y de inversión de relieve, por lo que se recomienda generar el propio modelo digital de terreno por estereoscopia. Por otro lado la generación de imágenes referidas a magnitudes físicas (reflectancia y retrodispersión) nos permite una interpretación más real y sólida de los datos.

La restauración de las imágenes de apertura sintética fue necesaria para aumentar la precisión de su clasificación. Con los tres métodos de supresión de ruido Lee, Frost y gamma máximo a posteriori que se probó, no se logró eliminar el ruido adecuadamente sin reducir el detalle espacial en las imágenes de ERS-2 y radarsat. Consideramos que nuestros resultados en cuanto a supresión de ruido y clasificación pueden ser optimizados, en referencia a los trabajos realizados con el algoritmo de transformada polinomial (Escalante, 1996, Camarillo *et al*, 1998).

En general, no existe un método óptimo para la de fusión de imágenes. Ya que el desempeño de cada método depende del la escena, del tipo de sensor, de los aspectos de adquisición, de la compatibilidad de los datos y de la aplicación que se requiere.

Este trabajo presenta aplicaciones, técnicas, pruebas experimentales y pretende ofrecer suficiente material actualizado para que sea útil en el trabajo de involucrados en radar, landsat, fusión de imágenes y que sirva de base para trabajos futuros relacionados con el tema.

Continuando con la línea de fusión de imágenes multiresolución quedan por estudiar, la aplicación de otros tipos de métodos por transformada de onduleta y la implementación de la transformada polinomial. En este estudio se utilizaron las funciones de Daubechis(2,2) en la transformada de onduleta, sin embargo, resultará de gran interés comparar otros tipos de onduletas con las pirámides estudiadas en este trabajo. Así mismo una alternativa interesante es la de desarrollar y estudiar técnicas novedosas de fusión de imágenes basadas en modelos computacionales de visión, enfocadas a permitir un uso más eficiente de imágenes de distintos sensores, tal como sería una técnica de fusión de datos basada en la transformada polinomial.

Las técnicas de fusión que se desarrollaron en este trabajo pueden ser usadas para resolver problemas prácticos reales en diferentes aplicaciones, como son la percepción remota, la medicina, la microscopía, la visión computacional, etc.

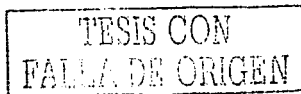
TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

REFERENCIAS

- Ajijmarangsee, P. y Huntsberger, T. L. (1988). Neural network model for fusion of visible and infrared sensor outputs in Sensor Fusion Spatial Reasoning and Scene Interpretation. *Proc. SPIE*, Vol. 1003, 153-160.
- Altrix Systems/Canadian Space Agency, Extraction of Beta Nought and Sigma Nought from RADARSAT CDPF Products, Rev. 4-28, abr. 2000. <http://www.space.qc.ca/publications/pdf/isat/fn500/r4.pdf>*
- Aronoff, S. (1982). Classification Accuracy: A User Approach, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 48, No. 8, 1299-1307.
- Aschbacher, J. y Lichtenegger, J. (1990). Complementary nature of SAR and optical data: a case study in the Tropics. *Earth Observation Quarterly*, 31, 4-8.
- Blanc, P., Blus, T., Ranchin, T., Wald, L. y Aloisi R. (1998). Using iterated rational filter banks within ARSIS concept for producing 10m landsat multispectral images. *Int. J. Remote Sensing*, Vol. 19, No. 12, 2331-2343.
- Brisco, B., y Brown, R.J. (1995). Multidate SAR/TM Synergism for Crop Classification in Western. Canada. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 61, No. 8, 1995, 1009-1014.
- Buchroithner, M. (1998). Geodata interrelations: Inventory and structuring attempt of taxonomic diversity, *Proc. 2nd Conf. Fusion of Earth Data: Merging Point Measurements Raster Maps and Remotely Sensed Images*, 11-15.
- Burt, P. J. (1984). The Pyramid as a Structure for Efficient Computation, in *Multiresolution Image Processing and Analysis*, A. Rosenfeld, Ed. Springer-Verlag, Nueva York.
- Burt, P.J. y Adelson, E. H. (1983). The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code, *IEEE Transactions on Communications*; Vol. COMM-31, No. 4, 532-540
- Burt, P.J. y Koezyski, R.J. (1993). Enhanced image capture through fusion, *Proceedings of the 4th International Conference on Computer Vision*. 173-182.
- Camarillo, M. y Varela A. (1998). Restauración y segmentación de imágenes de hielo obtenidas mediante Radar de Apertura Sintética, tesis de licenciatura en Ingeniería en computación, Universidad Nacional Autónoma de México, Facultad de Ingeniería. México, D.F.
- Campbell, N. A. (1993). Towards more quantitative extraction of information from remotely sensed data. *Advanced Remote Sensing, Conference Proceedings*, Sydney, Australia, Vol. 2, 29-40.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

- Capstick, D. & Harris, R. (2001). The effects of speckle reduction on classification of ERS SAR data. *Int. J. Remote Sensing*, Vol. 22, No. 18, 3627-3641.
- Carper, W. J., Lillesand, T.M., & Kiefer, W.R. (1990). The Use of intensity-Hue-Saturation Transformations for Merging SPOT Panchromatic and Multispectral Image Data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 56, No. 4, 459-467.
- CCRS. (2002) Canada Center for Remote Sensing disponible en internet: <http://www.ccrs.nrcan.gc.ca>, Canadian Space Agency en www.radarsat.space.gc.ca.
- Chacalo, A., Aldama, A. & Grabrinsky, J. (1994). Street tree Inventory in México City, *Journal of Arboriculture*, 20 (4), 22-226.
- Chavez, P.S. (1986). Digital merging of Landsat TM and digitized NHAP data for 1:24 000 scale image mapping. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 52, No. 10, 1637-1646.
- Chavez, P. S. (1989). Extracting Spectral Contrast in Landsat Thematic Mapper Image Data Using Selective Principal Component Analysis. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 55, No. 3, mar. 339-348.
- Chavez, P. S., Sides, S. C., & Anderson, J. A. (1991). Comparison of Three Different Methods to Merge Multiresolution and Multispectral Data: TM & SPOT Panchromatic, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 57, No. 3, 295-303.
- Chuvieco, E. (1996). Fundamentos de teledetección espacial, 3 ed; Riaip, Madrid, España.
- Congalton, R. G. (1991). A Review of Assessing the Accuracy of Clasifications of Remotely Sensed Data, *Remote Sens. Environment*, Vol. 37, 35-46.
- Congalton, R. G.; Green, K. (1998). Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices, Lewis Publishers. Londres.
- Daily, M. (1983). Hue-Saturation-Intensity Split-Spectrum Processing of Seasat Radar Imagery, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 49, No. 3, 349-355.
- Daily, M., Farr, T. y Elachi, C. (1979). Geologic Interpretation from Composite Radar and Landsat Imagery, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 45, No. 8, 1109-1116.
- Daubechies, I. (1992). Ten lectures on wavelets, CBMS-NSF Regional conference series on applied mathematics, Vol. 61, SIAM, Filadelfia, EUA.



Daubechies, I. (1988). Orthonormal bases of compactly supported wavelets, *Commun. Pure Appl. Mathe.* Vol. 41, 909-996.

Ehlers, M. (1991). Multisensor Image fusion techniques in remote sensing, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 46, 19-30.

ESA. (2002). European Space Agency/ESRIN disponible en internet: <http://earth.esa.in/VESC2>

Escalante-Ramírez, B & Lira-Chávez, L. (1996). Performance-oriented analysis and evaluation of modern adaptive speckle reduction techniques in SAR images, *Visual Information Processing V. SPIE-2753*.

Freeman, A. (1992). SAR Calibration: An Overview, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 30, No. 6, 1107-1121.

Frulla, L.A., Milovich, J.A y Gagliardini, D.A. Automatic computation of speckle standar deviation in SAR images, *Int. J. Remote Sensing*, 2000, Vol. 21, No. 15, 2883-2899.

Frost, J.A., Stiles, K.S., Shanmugan, & Holtzman, J.C (1982). A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise, *IEEE. Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 4, No. 2, 157-166.

Fung, T. y LeDrew, E. (1987). Application of principal Component Analysis to Change Detection, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 53, No. 12, 1649-1658.

Garguet-Duport, B., Girel, J., Chassery, J. M. & Pautou, G. (1996). The Use of Multiresolution Analysis and Wavelets Transform for Merging Spot Panchromatic and Multispectral Image Data, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 62, No. 9, 1996, 1057-1066.

Gillespie, A. R., Kahle, Á., y Walker, R. E. (1986). Colour enhancement of highly correlated images. Decorrelation and HSI contrast stretches, *Remote Sensing and Environment*, Vol. 20, 209-235.

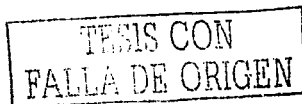
Guindon, B. & Adair, M. (1992). Analytic Formulation of Spaceborne SAR Image Geocoding and Value Added Product Generation Procedures Using Digital Elevation Data, *Canadian Journal of Remote Sensing*, Vol. 18, No.1. 2-12.

Gros, X. E., Tsukada, Z. L. K. y Hanasaki, K. (2000). Experimenting with Pixel - Level NDT Data Fusion Techniques, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Vol. 49, No. 5, 1083-1090.

González, R. C. y Woods, R.C., Digital Image Processing, Ed. Addison-Wesley Publishing Company Inc. 1992.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

- Haack, B. N., & Terrance, S. (1994). Merged spaceborne radar and thematic Mapper Digital Data for Locating Villages in Sudan, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 60, No. 10, 1253-1257.
- Hall, D.L. y Llinas, J. (1997). An Introduction to multisensor data fusion, *Proc. IEEE*, Vol. 85, 6-23.
- Haralick, R. M., Xinhua Zhuang, Lin, Ch. & Lee, J. S. J. (1989). The Digital Mophological Sampling Theorem, *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal processing*, Vol. 37. No. 12, 2067-2090.
- Harris, R., Murray, R., & Hirose, T. (1990). IHS Transform for the Integration of Radar Imagery with other Remotely Sensed Data, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 56, No. 12, 1631-1641.
- Hudson, W. D. (1987). Correct Formulation of the Kappa Coefficient of Agreement, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 53, No. 4, 421-422.
- Kuan, D.T., Sawchuck, A. A., Strand, T. C. & Chavel, P. (1987). Adaptive restoration of images with speckle, *IEEE Trans. ASSP*, Vol. 35, No. 3, 373-383.
- Kwok, R., Curlander, J.C., & Pang, S. S. (1987). Rectification of Terrain Induced Distortions in Radar Imagery, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 53, No. 5, 507-513.
- Lacomme, P., Hardange, J. P., Marchars, J. C. *et al.* (2001). Air and Space Radar System, An Introduction, William Andrew publishing. Nueva York.
- Laur, H., Bally, P., Meadows, P., Sánchez, J., Schatter, B & Lupinto, E. (1996). Derivation of the backscattering coefficient sigma-naught in ESA ERS SAR PRI Products, ERS SAR Calibration, Issue 2, Rev.2, N° ES-TN-RS-PM-HLO9, ESRIN, ESA. Disponible en internet: <http://earth.esa.int/ESC2>
- Lebel, F. (1979). Accuracy Analysis of Stereo Side-Looking Radar, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 45, No. 8, 1083-1096.
- Lee, J. S. (1980). Digital Image Enhancement and Noise Filtering by Use of Local Statistics, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAM1-2, No. 2, 1980.
- Lee, J. S. (1981). Refined filtering of image noise using local statistics, *Comput. Graph. Image Proc.*, Vol. 15, 380-389.
- Lee, J. S., Jurkevich, I., Dewaele, P., Wambacq, P. & Oosterlink, A. (1994). Speckle Filtering of Synthetic Aperture radar Images: A Review, *Remote Sensing Reviews*, Vol. 8, 313-340.
- Leckie, D. G. (1990). Synergism of Synthetic Aperture Radar and Visible/Infrared Data for Forest Type Discrimination, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 56, No. 9, 1237-1246.



- Li, H., Manjunath, B. S. & Mitra, S. K. (1995). Multisensor image fusion using the onduletas transform, *Graphical Models and Image Processing*, Vol. 57, No 3, 235-245.
- Lillesand, M.T. y Kiefer, W. R. (2000). *Remote Sensing and Image Interpretation*, 4 ed. P572, John Wiley & Sons, Inc, Nueva York.
- Lopes, A. y Touzi, R. (1990). Adaptive Speckle Filters and Scene Heterogeneity, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 28, No. 6, nov. 992-1000.
- Lopes, A., Nezry, E., Touzi, R. & Laur, H. (1993). Structure detection and statistical adaptive speckle filtering in SAR image, *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 14, No. 9, 1735-1758.
- Mangolini, M. (1994). Apport de la fusion d'images satellitaires multicapteurs au niveau pixel en télédétection et photo-interprétation, Tesis de doctorado, Univ. Nice-Sophia Antipolis, Francia, 174.
- Mallat, S. G. (1989). A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelets Representation, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 11, No. 7, 674-693.
- Marek, H. & Schmidt, K. (1994). Preliminary results of comparative analysis of ERS-1 and ALMAZ-1 SAR dat. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 49, 12- 18.
- Marshall, S., Matsopoulos, G. K. y Brunt, J. H. (1994). Multiresolution morphological fusion of MR and CT images of human brain, in *Mathematical Morphology and its applications to Image Processing*, J. Serra & P. Soille, Eds. Dordrecht, Holanda, Kluwer Academic Publishers, 317-324.
- Massonet, D., (1997). Interferometría de radar por satélite en investigación y Ciencia, abril, 14-21.
- Merrill, S. (1999). *Radar Handbook*, 2 ed., McGrawHill.
- Naraghi, M., Stromberg, W. & Daily, M. (1983). Geometric Rectification of Radar Imagery Using Digital Elevation Models, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 49, No.2, 195-199.
- Núñez, J., Otazu, X., Fors, O., Prades, A. & Arbiol, R. (1999). Multiresolution-Based Image Fusion with Additive Onduletas Decomposition, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 37, No. 3, 1204-1211.
- Newman, E. A. & Hartline, P. H. (1982). The infrared vision of snakes, *Scientific American*, Vol. 246, No. 3, 116-127.
- Nezry, E., Mougín, E., Lopes A., Gastellu-Etchegorry, J. P. (1993). Tropical vegetation mapping with combined visible and SAR spaceborne data, *Int. J. Remote sensing*, Vol. 14, No. 11, 2165-2184.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

Pinilla Ruiz, C. (1995). Elementos de Teledetección. Madrid, España, RA-MA editorial

PCI. (2002) Geomatics software.

Pohl, C., & Van Genderen, J. L. (1998). Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, Vol. 19, No. 5, 823-854.

Rast, M., Jaskolla, M. y Aranson, F. K. (1991). Comparative digital analysis of Seasat- SAR and Landsat TM data for Iceland. *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 12, 527- 544.

Ranchin, T., Wald, L. & Mangonill, M. (1993). Efficient data fusion using onduletas transform: The case of SPOT satellite images, in *Proc. SPIE*, Vol. 2034, 8, 171-178.

Rees, W. G., Steel, A. M. (2000). Simplified radar mapping equations for terrain correction of space-borne SAR images, *Int. J. Remote Sensing*, Vol. 22. No. 18, 3643-3649.

Richards, J. A. (1984). Thematic mapping from multitemporal image data using the principal component transformation, *Remote Sensing of Environment*, Vol. 16, 35-46.

Rioul, O. y Vetterli, M. (1991). Wavelets and signal processing, in: *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol. 8, No. 4, 14-38

Rockinger, O. (1999). Multiresolution-Verfahren zur Fusion dynamischer Bildfolgen, Tesis de doctorado, Technische Universität Berlin, 1999, ISBN 3-933342-77-5 (en alemán) dissertation.de <http://www.dissertation.de/englisch/index.php3>

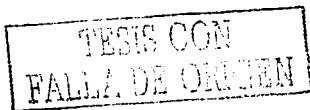
Rockinger, O. (1997). Image sequence fusion using a shift invariant onduletas transform, In: *Proc. IEEE Int. Conference on Image Processing*, 288-291.

RSI. (2002) RADARSAT International. Disponible en internet: www.rsi.ca.

Sabins, F. (1997). Remote Sensing Principles and Interpretation, 3, ed; W.H. Freeman, Nueva York.

Simone, G., Farina, A., Morabito, F. C., Serpico, S. B. & Bruzzone, L. (2002). Image fusion techniques for remote sensing applications, *Information Fusion*, Vol. 3, 3-15.

Shettigara, V. K. (1992). A Generalized Component Substitution Technique for Spatial Enhancement of Multispectral Images Using a Higher Resolution Data Set, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 58, No. 5, 561-567.



- Shi Z. & Fung, Ko. B. (1994). A comparison of Digital Speckle Filters, *Proceedings of IGRASS 94*, ago. 8-12.
- Sims, S. R. F., Phillips, M. A. (1997). Target signature consistency of image data fusion alternatives, *Optical Engineering*, Vol. 36, No. 3, 743-754.
- Soldberg, A. H. (1994). Multisource Classification of Remotely Sensed Data: Fusion of Landsat TM and SAR Images, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol.32 No.4, Jul. 768-776.
- Te-Ming Tu y Shun-Chi Su. (2000). A new look at IHS like image fusion methods, *Information Fusión*, Vol. 2, 177-186.
- Theodore, R. M. (1999). Multiresolution Image Fusion of Thematic Mapper Imagery with Synthetic aperture radar imagery, tesis de maestría, Utah State University.
- Toet, A. (1989a). Image fusion by a ratio of low-pass pyramid, *Pattern Recognition Letters*, Vol.9, No. 4, 245-253.
- Toet, A. (1989b). Amorphological pyramidal image decomposition, *Pattern Recognition Letters*, Vol.9, No. 4, 255-261.
- Toet, A., Van Ruyen, L. J. & Valenton, J. M. (1989c). Merging thermal and visual images by a contrast pyramid, *Optical Engineering*, Vol. 28, No. 7, 789-792.
- Toet, A. (1992). Multi-scale contrast enhancement with applications to image fusion, *Opt. Eng.* Vol. 31, 1026-1031.
- Toutin, T. (2001). Potential of Road Stereo Mapping with RADARSAT Images, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 67, No. 9, 1077-1084.
- Unser, M. (1995). *Texture Classification and Segmentation using Wavelets Frames*, *IEEE Trans. Image Proc.*, Vol. IP-4, 1549-1560.
- Vencatasawmy, C. P. (2000). The geometric correction of SAR imagery for analysis of lineaments, *Int. J. Remote Sensing*, Vol 21, No. 16, 3133-3138.
- Wald, L. (1999). Some Terms of Reference In Data Fusion, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 37, No. 3, 1190-1193.
- Wald, L., Ranchin, T. & Mangolini, M. (1997). Fusion of Satellite Images of Different Spatial Resolutions: Assessing the Quality of Resulting Images, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 63, No.



6, 691-699.

Waxman, A. M., Fay, D. A., Gove, A. N., Seibert, M., Racamato, J. P., Carrick, J. E & Savoye, E. D. (1995). Color night vision: fusion of intensified visible and thermal IR imagery, *Proc. SPIE*, Vol. 2463, S. 58-68.

Welch, R., Jordon, T. R. & Ehlers, M. (1985). Comparative evaluations of geodetic accuracy and cartographic potential of Landsat-4/5 TM image data, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 56, 1389-1392.

Welch, R. & Ehlers, M. (1987). Merging multiresolution SPOT HRV and Landsat TM data, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, Vol. 53, 301-303.

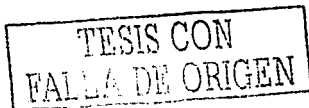
Wilson, T. A., Rogers, S. K. y Myers, L. R. (1995). Perceptual-based hyperspectral image fusion using multiresolution analysis, *Optical Engineering*, Vol. 34, No. 11, 3154-3164.

Wright, W. A. (1999) Fast image fusion with a Markov Random Field, Image processing and its applications, conference No. 465, IEEE, 557-561.

Yésou, H., Besnus, Y. y Rolet, J. (1993). Extraction of spectral information from Landsat TM data and merge with SPOT panchromatic imagery a contribution to the study of geological structures, *ISPRS. Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 48, 23-36.

Yocky, D. A. (1995). Image merging and data fusion by means of the two dimensional wavelet transform, *Journal of the Optical Society of America, Part A*, Vol. 12, No. 9, 1834-1841

Yocky, D. A. (1996). Multiresolution Wavelets Decomposition Image Merger of Landsat Thematic Mapper and Spot panchromatic Data, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Vol. 62, No. 9, 1067-1074.



APÉNDICE A

Calibración de un producto ERS PRI (*Precision Image*)

La calibración de un producto ERS-PRI se realiza por medio de una caja de herramientas desarrollado por la ESA (*European Space Agency / ESRIN, Frascati, Italia*), basado en el reporte de Laur (Laur, 1996). A continuación se describe cómo los píxeles de DN pueden ser convertidos a beta nought (β^0), valores de radar en luminosidad o la conversión de DN a un coeficiente de retrodispersión (*backscatter*) (*sigma nought*) (σ^0); para esto se requiere conocer el ángulo de incidencia sobre el píxel descrito en la imagen.

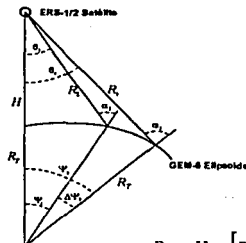
Los algoritmos para derivar la imagen de retrodispersión y la imagen de intensidad están relacionadas con los coeficientes de retrodispersión por un factor de calibración, que es una constante para imágenes complejas, mientras que para imágenes reales como en el caso de imágenes de tipo PRI se tiene un ángulo adicional de incidencia. Sin embargo, las fuentes de error radiométricas pueden ser removidas; dichos errores dependen del efecto de saturación de convertidores analógicos digitales (ADC), la presencia de ruido speckle en la imagen y de las variaciones de energía en la réplica del pulso. Como la conversión a sigma nought es función del ángulo de incidencia es necesario explicar la geometría de radar descrita por ESA del sensor ERS.

Definiendo el radio de la Tierra, R_T , el cual se calcula usando

$$R_T = a [\cos^2 \lambda + (b/a)^4 \times \text{sen}^2 \lambda]^{1/2} \times [\cos^2 \lambda + (b/a)^2 \times \text{sen}^2 \lambda]^{1/2}$$

donde a radio de la Tierra ecuatorial (6378.144 km), b radio polar de la Tierra (6356.759 km), a y b valores correspondientes al elipsoide de referencia del ERS: GEM6

Para la geometría de referencia del ERS, la altitud H de ERS está dada por



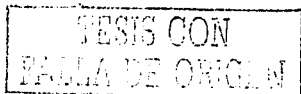
$$R_T + H = [R_T^2 + R_1^2 + 2 \times R_T \times R_1 \times \cos \alpha]^{1/2}$$

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

R_1	$R_1 = c \times \frac{t_1}{2}$	Distancia alcance inclinado para el primer pixel
c		Velocidad de la luz
t_1		Cero alcance Doppler del primer alcance pixel
$\cos \theta =$	$\frac{(R_1 + R_r \times \cos \alpha_1)}{(R_r + H)}$	Ángulo de vista de alcance cercano
Ψ_1		Ángulo de la Tierra en el primer pixel de alcance dado por $\Pi_1 = \Psi_1 + \theta_1 + (\Pi_1 - \alpha_1)$, de aquí: $\Psi_1 = \alpha_1 - \theta_1$; Ψ_1 ángulo entre la vertical del satélite y la vertical del primer pixel de alcance.
Ψ_i		Ángulo de la Tierra Ψ_i para cada pixel i que puede estimarse usando $\sin(\Delta\Psi_i) = (i-1) \times \Delta r / R_r$, donde Δr espaciamiento del pixel (a lo largo del alcance terrestre).
$\Delta\Psi_i$		$\Delta\Psi_i$ comienza a ser pequeña $\Delta\Psi_1 = 0.9$ grados para 100km de ancho de barrido, Ψ_i está dada por: $\Psi_i = \Psi_1 + \Delta\Psi_i = \Psi_1 + (i-1) \times \Delta r / R_r$ (expresada en radianes).
R_i		Alcance inclinado a una coordenada de alcance pixel i , esta dada por $R_i = [R_r^2 + (R_r + H)^2 - 2 \times R_r \times (R_r + H) \cos \Psi_i]^{\frac{1}{2}}$
α_i		Ángulo de incidencia en la coordenada al pixel i dado por $\cos \alpha_i = \frac{(R_r + H)^2 - R_i^2 - R_r^2}{(2 \times R_i \times R_r)}$
θ_i		Ángulo de vista a un pixel de coordenada i $\cos \theta_i = \frac{(R_i + R_r \times \cos \alpha_i)}{(R_r + H)}$
rsl_i		Compensación de la pérdida de distribución de velocidad (<i>Range spreading loss compensation</i>) a un pixel de coordenada i dado por $rsl_i = \frac{R_i}{R_r}$, donde R_i alcance inclinado al pixel en la coordenada i , R_r alcance inclinado de referencia 847.0 km.

Como principios generales y suposiciones, se toman las siguientes hipótesis en el ángulo local de incidencia α : Se considera un terreno plano, es decir, sin pendientes. El ángulo de incidencia es dependiente sólo del elipsoide y varía de 19.5° para el alcance cercano y cerca de 26.5° para el lejano.

Cualquier cambio en el ángulo de incidencia en la escena de estudio es despreciable; por ejemplo, una distribución de objetivos corresponden a un valor promedio en el ángulo de incidencia.



El coeficiente de retrodispersión es una medida convencional de la fuerza de la señal del radar reflejada por una distribución uniforme en todas direcciones; usualmente expresada en dB. Sigma nought está definida con respecto al plano horizontal y, en general, tiene una variación significativa con el ángulo de incidencia, longitud de onda y polarización, así como con las propiedades de dispersión de la superficie misma.

El coeficiente de retrodispersión de radar (*backscattering coefficient*) o σ sigma-nought está relacionado con la brillantez (calidad de niveles de grises) del radar β^0 (*beta-null*) como sigue:

$$\sigma \text{ (sigma-nought)} = \beta^0 \text{ (beta-null)} \cdot \text{sen } \alpha, \text{ donde } \alpha \text{ ángulo de incidencia local.}$$

Para medir el coeficiente de retrodispersión en radar σ , se necesita el conocimiento de la pendiente local del terreno, es decir, el ángulo local de incidencia α . Como el ángulo local de incidencia es usualmente desconocido o parcialmente conocido se asume que el terreno es plano; ESA decidió presentar el producto *Precision Image (PRI)* como una imagen de radar de brillantez β^0 de la escena. Consecuentemente, la intensidad de los valores de píxeles en un producto *PRI* son directamente proporcionales al brillo β^0 de la escena iluminada. Los números digitales dan el valor del píxel en un producto *PRI*; se dice que los números digitales DN, son directamente relacionados con β^0 y a σ por la relación

$$[DN]^2 = \text{cons tan te} \beta^0 = \text{cons tan te} \times \frac{\sigma}{\text{sen } \alpha} = \text{cons tan te}(\alpha) \times \sigma^0$$

La constante (α) es una función dependiendo del ángulo local de incidencia y se define como

$$\text{cons tan te}(\alpha) = K \frac{\text{sen } \alpha_{ref}}{\text{sen } \alpha}$$

donde K constante de calibración y α_{ref} ángulo de incidencia de referencia, por ejemplo 23 grados, que es el ángulo medio de incidencia en ERS SAR. K está especificando el tipo de datos del producto y el proceso de centrado. Los valores de K están documentados en el apéndice D de ESA (ESA2002).

El coeficiente de retrodispersión σ se expresa usualmente en decibeles

$$\sigma_{(dB)}^0 = 10 * \log_{10} \sigma^0$$

Sin embargo, los coeficientes de retrodispersión σ se expresan como un valor lineal, no en decibeles.

Con las suposiciones hechas y tomando en cuenta para diversas fuentes de precisión radiométrica y estabilidad de errores, el coeficiente de retrodispersión σ distribuidos en la superficie terrestre el objetivo está dado por la siguiente ecuación simplificada

$$\sigma^0 = \left[\frac{1}{N} \cdot \sum_{i,j=1}^{i,j=N} DN_{i,j}^2 \right] \cdot \frac{1}{K} \cdot \frac{\text{sen } \alpha}{\text{sen } \alpha_{ref}}$$

σ	Medida del coeficiente de retrodispersión correspondiente a todos los N pixeles DN_{ij} para la distribución de área de objetivo.
N	Número de pixeles con un área de interés (AOI), grupo de pixeles correspondientes a la zona de objetivo en la imagen.
i y j	Locaciones de alcance y azimut de cada pixel en el área de objetivo que contienen N pixeles.
DN_{ij}	Número digital correspondiente al pixel de la localización (i, j) .
$\frac{1}{K} \cdot \frac{\text{sen} \alpha}{\text{sen} \alpha_{ref}}$	Factor que relaciona el valor del pixel al coeficiente de retrodispersión.
α_i	Ángulo de incidencia distribuido en la superficie terrestre objetivo. Y está dado en el apéndice D de ESA (ESA, 2002b).
α_{ref}	Ángulo de incidencia de referencia (23.0 grados).

La corrección de convertidores analógicos (ADC) en el satélite ERS-2 es más reducida comparada con el ERS-1 debido a la reducción en ganancia en ERS-2 a partir del 13 de julio de 1995. La compensación de ADC sólo aplica a ERS-1 en zonas de reflectancia altas. Las correcciones de patrones de antena y pérdida de distribución de velocidad no aplica para productos tipo PRI.

APÉNDICE B

Determinación de sigma nought en RADARSAT

Para realizar el escalamiento radiométrico (*radiometric scaling*) de los datos de una imagen de radar producida por CEOS de RADARSAT Canadian Data Processing Facility (CDPF), se describe el procedimiento de la calibración radiométrica de productos SGF, SGX, SGC, SCN, SCW y SLC en (AtrixSystems, 2000).

Cálculo del radio de la Tierra r , altitud del satélite h

De los datos del registro de CEOS se obtiene

elipsoide eje semi-mayor: $ellip_maj = 6378.14$ km

elipsoide eje semi-menor: $ellip_min = 6356.755$ km

latitud de plataforma geodetic: $plat_lat = 45.901$ deg

eph_orb_data $\alpha = 7.167055 \cdot 10^6$ m

$$r = \frac{\sqrt{1 + \tan^2\left(\frac{plat_lat \cdot \pi}{180}\right)} \cdot 10^3}{\sqrt{\frac{ellip_menor^2}{ellip_mayor^2} + \tan^2\left(\frac{plat_lat \cdot \pi}{180}\right)}} \cdot 10^3$$

Se calcula el radio de la Tierra, r , al centro de posición de la imagen: ejemplo. $r = 6.367 \cdot 10^6$ m $h = \alpha - r$.

Se calcula la órbita de altitud, h : ejemplo $h = 8 \cdot 10^5$ m.

Cálculo del alcance inclinado para cada incremento de alcance terrestre del escalamiento de salida LUT:

Para el procesamiento de parámetros registrados: 8 valores de coeficientes de SRGR [$srg_coef(1-6)$]

1 ^o	SRGR coef = a	a = $8.4087600 \cdot 10^5$
2 ^o	SRGR coef = b	b = $3.3333325 \cdot 10^{-1}$
3 ^o	SRGR coef = c	c = $6.0235465 \cdot 10^{-7}$
4 ^o	SRGR coef = d	d = $-2.4054597 \cdot 10^{-13}$
5 ^o	SRGR coef = e	e = $-1.1672899 \cdot 10^{-19}$
6 ^o	SRGR coef = f	f = $1.9135056 \cdot 10^{-25}$

Para los datos de CEOS : espaciamiento del pixel: $pix_spacing = 12.5$ m

Para productos detectados, dado $dRg = pix_spacing = 12.5m$ en este ejemplo.

Para productos SLC, el espacio de alcance inclinado, $dRs = pix_spacing$.

Para todos los productos, dado el pixel se denota por j , donde j es contado desde el comienzo del rango de línea y tiene un rango: $< j = 0 : (n_data_pixel - 1) >$.

Para determinar el primer pixel en el alcance cercano, se encuentra el alcance inclinado para el pixel:
 $RS_j = a + j \cdot dRg \cdot b + (j \cdot dRg)^2 \cdot c + (j \cdot dRg) \cdot d + (j \cdot dRg)^4 \cdot e + (j \cdot dRg)^6 \cdot f$

Cálculo del ángulo de incidencia a cada pixel

El ángulo de incidencia para el pixel j ^{ésimo} está dado por

$$I_j = \arccos \left[\frac{(h^2 - (RS_j)^2 + 2 \cdot r \cdot h)}{2 \cdot RS_j \cdot r} \right]$$

Cálculo de los correspondientes ángulos de elevación de la señal

El ángulo de elevación, θ_j , para el pixel j ^{ésimo} está dado por

$$\theta_j = \arcsen \left[\sen(I_j) \cdot \frac{r}{r + h} \right]$$

donde I_j ángulo de incidencia, r radio de la Tierra y h altitud de órbita, θ_j ángulo de elevación medido en la dirección nadir.

Extracción de beta nought

En este apéndice sólo se describe el procedimiento para usar y extraer el valor de brillantez en los pixeles en la imagen de radar procesada para los productos no complejos.

Si DN_j es el número digital que representa la magnitud del pixel j ^{ésimo}. Desde el comienzo del rango de línea en la imagen de datos detectada, entonces el valor correspondiente de brillantez del radar, β_j , para los pixeles está dado por

$$\beta_j = 10 \cdot \log_{10} \left[\left(\frac{DN_j^2 + A3}{A2_j} \right) \right] dB \quad (1)$$

donde $A2_j$ vlor de ganancia de escala para los j ^{ésimo} pixel, y $A3$ ajuste de compensación. $A3$ se obtiene en los datos del archivo de CEOS.

El sistema de calibración de RADARSAT tiene mantenimiento regular, lo cual permite la revaloración del sistema de ganancia y corrección de la forma de la señal de antena incluyendo el archivo de parámetros.



Se puede estimar la magnitud del error radiométrico en el producto original por referencia a los datos de corrección beta nought publicados por CSA.

Estos datos se dan para cada señal en términos de corrección de beta nought en dB sobre el rango de ángulos de elevación de la señal.

Conversión a sigma nought

La relación entre brillantez de radar (β^0) y coeficiente de retrodispersión en radar (σ^0) es

$$\sigma_j^0 = \beta_j^0 + 10 * \log_{10}(\sin I_j) \text{ dB} \quad (2)$$

donde I_j ángulo de incidencia a un alcance en el pixel j .⁴¹m°. Esta fórmula asume que la Tierra es un elipsoide suave al nivel del mar. La conversión de beta nought a sigma nought debe ser menor que 0.4 dB.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN