



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

FACULTAD DE INGENIERÍA

T E S I S

**“ANÁLISIS DEL CRECIMIENTO DE LA CIUDAD EN EL VALLE DE MÉXICO
EMPLEANDO MODELOS DE TEXTURA MULTI-ESPECTRAL”**

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE:

INGENIERA EN COMPUTACIÓN

PRESENTA:

MARÍA DE LOURDES HIDALGO MELGAREJO

DIRIGIDA POR:

DR. JORGE LIRA CHÁVEZ

MÉXICO D.F., 2006



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.

Dedico esta tesis a mis padres:

María de Lourdes Melgarejo de Hidalgo

y

Sergio Rafael Hidalgo Estañol

Y con mucho cariño a mi hermano:

Sergio Rafael Hidalgo Melgarejo

A g r a d e c i m i e n t o s

A Dios, por darme la oportunidad de terminar mi carrera y por haberme dado las fuerzas para seguir adelante.

A mis padres, por haberme brindado su apoyo, comprensión y cariño a lo largo de toda mi formación académica y de mi vida, a ellos debo este gran logro porque fueron y siguen siendo mi inspiración para superarme.

A mi hermano por estar conmigo en cada instante de mi vida y por haberme apoyado en los momentos que más lo necesité, principalmente cuando tuve dudas en cuestiones escolares.

A mi novio, por apoyarme y por estar a mi lado en cada decisión que elegí, por levantarme el ánimo en momentos tristes, por difundir en mí el sentido de superación y por darme su amor día a día

A mi director de tesis, el Dr. Jorge Lira, por acogerme en el Laboratorio de Percepción Remota con gran confianza, por demostrar una gran paciencia y comprensión a lo largo de este tiempo y por proporcionarme el equipo que necesité para realizar este trabajo.

A una persona en especial, Alejandro Rodríguez Aguayo por ayudarme, comprenderme y escucharme, por darme buenos consejos y por apoyarme en todo momento para la elaboración de la tesis.

A mis sinodales, el Ing. Lincoln Figueroa, el Dr. Francisco García Ugalde, el Dr. Miguel Moctezuma y el Dr. Rogelio Alcántara, por apoyarme en la revisión de la tesis y por darme valiosos consejos.

A todos mis amigos de la Facultad, porque fue una gran experiencia haberlos conocido y conservarlos hasta el momento, gracias por todos esos ratos en los que convivimos, reímos y lloramos, serán inolvidables.

A todos mis amigos en general, por acompañarme en buenos y malos momentos, por escucharme cuando lo he necesitado y por depositar su confianza y cariño en mí.

ÍNDICE

| | |
|--|----|
| AGRADECIMIENTOS | ii |
| 1. INTRODUCCIÓN | 2 |
| 2. DESCRIPCIÓN DEL VALLE DE MÉXICO | |
| 2.1 Características particulares de la Ciudad de México..... | 6 |
| 2.2 La zona metropolitana del Valle de México..... | 9 |
| 2.3 Conformación de una megalópolis..... | 10 |
| 2.4 Densidades de la población en la Ciudad de México..... | 12 |
| 2.5 Crecimiento de la zona metropolitana del Valle de México..... | 13 |
| 2.6 Crecimiento poblacional de la ZMVM..... | 15 |
| 2.7 Dinámica del desarrollo urbano..... | 21 |
| 3. GENERACIÓN DE IMÁGNES MULTI-ESPECTRALES | |
| 3.1 Elementos de una Imagen Digital..... | 25 |
| 3.2 Despliegue de imágenes..... | 30 |
| 3.3 Patrón y clase de patrones..... | 34 |
| 3.4 Ruido y Artefactos..... | 36 |
| 3.5 Relaciones de Vecindad..... | 38 |
| 3.6 Segmentación..... | 39 |
| 3.7 Textura..... | 42 |
| 3.8 Elementos de Análisis..... | 44 |
| 3.8.1 Análisis de Cúmulos..... | 45 |
| 4. EXPANSIÓN DE LA IMAGEN | |
| 4.1 Expansión canónica..... | 50 |
| 4.1.1 Albedo..... | 51 |
| 4.1.2 Índice de vegetación: NDVI..... | 54 |
| 4.1.2.a Cálculo del NDVI..... | 55 |
| 4.1.3 Textura (Operador Divergencia)..... | 58 |
| 4.1.3.a Campo vectorial de una imagen multi-espectral..... | 58 |
| 4.1.3.b El operador divergencia..... | 60 |
| 4.1.3.c La relación: variación de flujo \Rightarrow rugosidad de la textura..... | 62 |
| 4.1.3.d Cálculo del algoritmo divergencia..... | 63 |
| 4.2 Algoritmo de Lógica Probabilística..... | 66 |
| 4.3 Generación del Bitmap..... | 68 |

| | |
|---|------------|
| 5. CÁLCULO DE PARÁMETROS MORFOLÓGICOS | |
| 5.1 Introducción..... | 73 |
| 5.2 ¿Qué es un fractal?..... | 73 |
| 5.2.1 Autosimilaridad..... | 74 |
| 5.2.2 Dimensión Fractal..... | 74 |
| 5.3 Cálculo del área y dimensión fractal..... | 77 |
| | |
| 6. GENERACIÓN DE MAPAS DE CRECIMIENTO DE LA CIUDAD | |
| 6.1 Diferencia de imágenes..... | 90 |
| 6.2 Resultados del método..... | 94 |
| | |
| 7. COMPARACIÓN CON DATOS DE CAMPO | |
| 7.1 Mapa de la Ciudad..... | 98 |
| 7.2 Mosaico de mapas cartográficos..... | 98 |
| 7.3 Análisis de Resultados..... | 99 |
| | |
| 8. RESULTADOS | |
| 8.1 Adquisición de Imágenes..... | 106 |
| 8.2 Proceso de Análisis..... | 108 |
| | |
| 9. CONCLUSIONES..... | 120 |
| | |
| 10. BIBLIOGRAFÍA..... | 123 |

CAPÍTULO 1 **INTRODUCCIÓN**

Una imagen digital está formada por un conjunto definido de elementos llamados pixels. La imagen tradicional, sobre material sensible, también está formada por puntos o granos de plata metálica o de celuloide; la gran diferencia estriba en que en la fotografía tradicional, los granos son irregulares y están situados de forma aleatoria mientras que en la digital forman una matriz con filas y columnas. Cuanto mayor sea el número de filas y columnas, mayor es el detalle de la imagen digital y mayor es su tamaño de archivo.

Sin embargo, no debe verse a una imagen digital simplemente como un arreglo matricial ya que estaríamos truncando su potencial, puesto que no es nada más una colección bidimensional de datos, sino más bien la distribución espacial de la respuesta espectral de los elementos que componen la escena, entendiéndose por respuesta espectral a la variación de intensidad de energía radiante en función de su longitud de onda (Lira, 1995).

Desde los años sesenta del siglo pasado, el procesamiento de imágenes digitales se ha convertido gradualmente en una de las áreas de investigación científica más importantes y su empleo cada vez crece más. Por ejemplo, en física, se estudian las imágenes del microscopio electrónico para la obtención de las propiedades de superficie de un sólido. En medicina, es posible realzar en color una radiografía digital con el propósito de apreciar con mayor facilidad tumores y diversos problemas en el paciente.

En las últimas décadas el desarrollo tecnológico ha permitido la generación de imágenes utilizando la radiación invisible a la visión humana. Imágenes acústicas, magnéticas, gravimétricas, de radar, neutrografías y micrografías, son ahora comunes en muy diversas aplicaciones (Lira, 1995). Las imágenes son adquiridas con gran eficiencia y en resoluciones muy altas.

Una imagen digital contiene una variedad de patrones relacionados directamente con los objetos de la escena, no obstante, habrá otros patrones que no lo estén. Cuando se

identifican y reconocen los objetos de una escena, se dice entonces que está ha sido analizada.

Dentro del tratamiento digital de imágenes, el proceso de segmentación es uno de los más importantes, ya que consiste en la transformación, mediante un grupo de operadores, de una imagen digital, en una nueva, binaria, sobre la que se realiza la identificación y cuantificación de los diferentes patrones de interés.

El resultado de la segmentación produce, ya sea una imagen binaria, o una imagen clasificada, dependiendo del número de patrones que discriminemos.

La segmentación es uno de los problemas clave en el procesamiento de imágenes. Las técnicas que usan niveles de grises de la segmentación de la imagen pueden ser divididos en dos grupos: las técnicas basadas en detección de bordes, las cuales buscan discontinuidades locales de niveles de grises en la imagen (Goze, et. Al) y aquellas que involucran regiones de crecimiento, la cual busca partes de imágenes homogéneas de acuerdo con medidas estadísticas tales como niveles de grises, contraste y textura.

Cuando se habla especialmente de la segmentación de imágenes satelitales, en regiones de diferentes escenas, es de mayor interés el siguiente procedimiento: dados los datos de diversas bandas espectrales, se desea determinar para cada píxel de la imagen, el tipo de clase de información que se encuentra presente en el área correspondiente de la superficie terrestre (Keuchel, et. Al). Muchas aplicaciones de estudios urbanos requieren de la segmentación de áreas urbanas en crecimiento.

Las clasificaciones urbanas son indispensables para el desarrollo del conocimiento sobre las modalidades de asentamiento de las poblaciones (Brambilia, 1992). En este trabajo se estudia en particular la urbanización reciente de la Ciudad de México. La problemática actual de la ciudad es de gran complejidad, ya que no existe un consenso claro de su productividad; enfrentamos serios problemas de sustentabilidad, particularmente en relación con el agua; su gobernabilidad entendida como la respuesta a las necesidades y aspiraciones de la población y la coordinación entre las diversas

instancias que en la ciudad participan (Covarrubias, 2004); la credibilidad social ha disminuido y las formas de participación social son muy limitadas.

Por lo anteriormente descrito, surge la idea de realizar una investigación en donde se demuestre y cuantifique que la Ciudad de México ha sufrido un crecimiento; para ello, se adquirieron imágenes Landsat TM, correspondientes al área deseada, cubriendo a su vez un periodo de 12 años.

Para esta investigación, se propone una expansión de cada imagen multiespectral en términos de tres variables: Albedo, Índice de vegetación NDVI y Textura. Se cree que la combinación de estas 3 variables es suficiente para caracterizar la extensión espacial del crecimiento de la Ciudad de México. Para demostrar esto, se utilizará un algoritmo de Lógica Probabilística, con el fin de verificar que las variables resaltan la Ciudad.

La zona urbana será segmentada de cada imagen satelital y su crecimiento será cuantificado mediante parámetros morfológicos, tales como el área y la dimensión fractal para cada una de las imágenes adquiridas. En base a ello se obtendrá una gráfica, la cual mostrará el comportamiento que ha tenido la ciudad con el paso de los años.

De igual forma, se realizarán los mapas de crecimiento, recurriendo a los bitmaps generados por cada segmentación, en los que se observará de manera gráfica, las zonas que han sufrido cambios.

Por último, para obtener una comparación con datos de campo, se utilizarán mapas cartográficos del INEGI, junto con la clasificación correspondiente a la fecha de elaboración de los mismos, esto con el objetivo de verificar que dicha clasificación pertenezca a zona urbana.

Por lo tanto, los objetivos generales de este trabajo son: (a) modelar una extensión espacial de crecimiento urbano, (b) producir una segmentación principalmente de un área urbana y (c) evaluar los parámetros morfológicos básicos del área segmentada.

CAPITULO 2

DESCRIPCIÓN DEL VALLE DE MÉXICO

2.1 Características particulares de la Ciudad de México

La Ciudad de México es una de las macrourbes de mayor dimensión poblacional y territorial en el mundo, y enfrenta problemas que por su naturaleza no tienen paralelo en otras ciudades.

El crecimiento concentrado que ha prevalecido durante las últimas cinco décadas en el sistema urbano nacional, empieza a hacer inoperantes los instrumentos tradicionales de planeación ajustados al ámbito urbano y al metropolitano para incidir cada vez con mayor fuerza en la dimensión regional de la ciudad.

La zona metropolitana de la ciudad de México ha sido objeto de diversas delimitaciones al transcurrir de los años. El primero en definir el territorio que fue ocupando la zona metropolitana, desde 1950 hasta 1970, ha sido Luis Unikel (Unikel, 1974), en un estudio que hizo desde la perspectiva ecológico-demográfica.

Con el objeto de mantener la terminología utilizada por dicho autor, se definirán algunos conceptos para analizar el crecimiento urbano del Valle de México. Se entiende por Área Urbana de la Ciudad de México (AUCM) como la zona con continuidad física, con usos del suelo de naturaleza urbana y habitada o urbanizada.

Por zona metropolitana de la Ciudad de México (ZMCM) se entiende como la suma de las unidades político-administrativas (municipios o delegaciones completas), que contienen el área urbana, que se ajusta de acuerdo con el crecimiento en cada periodo y es dinámica. (Ver figura 2.2)

Un primer problema de las áreas metropolitanas se refiere a su delimitación. Se consideran principalmente dos tipos de límites: el político-administrativo y el demográfico-ecológico (Covarrubias 2004). El límite político administrativo se refiere a las áreas geográficas -unidades político administrativas – en las que se inscribe el área urbana y éstas pueden ser de diferente jerarquía, es decir, de diversa comparación.

El límite demográfico-ecológico se refiere a la mancha urbana continua y se utiliza como sinónimo del área urbana. A partir de estos criterios se define lo siguiente:

- Áreas sub-delimitadas: cuando los límites político-administrativos son excedidos por la superficie poblada.
- Áreas supra-delimitadas: los límites políticos-administrativos exceden a la unidad demográfico-ecológica, (superficie poblada).
- Áreas bien-delimitadas: aquellos casos en que los límites político-administrativos coinciden con los límites demográfico-ecológicos.

De acuerdo con estas definiciones, podemos observar que, cuando se trata del Área Urbana de la Ciudad de México, se hace referencia a un área sub-delimitada, puesto que la mancha urbana se inscribe dentro de la superficie de los municipios que la constituyen; y en cambio cuando hablamos de la Zona Metropolitana de la Ciudad de México es un área supra-delimitada, ya que incluye la superficie y población totales de las áreas político-administrativas (municipios y delegaciones) que la conforman.

Conociendo lo anterior, podemos empezar por detallar su ubicación. Básicamente el Valle de México (figura 2.1) se localiza sobre los 19°20' de Latitud Norte y 99°05' de Longitud Oeste, formando parte de una cuenca, la cual tiene una elevación promedio de 2,240 msnm (Metros sobre el nivel del mar) y una superficie de 1,958,201 km²; presenta valles intermontañosos, mesetas y cañadas, así como terrenos semiplanos, en lo que alguna vez fueron los lagos de Texcoco, Xochimilco y Chalco; está integrada por una parte del Estado de México, el sur del Estado de Hidalgo, el sureste de Tlaxcala y casi la totalidad del Distrito Federal.

Dentro del Valle se ubica la Zona Metropolitana del Valle de México (ZMVM), con una superficie física de 16,150 km², sin embargo los límites administrativos de la región cubren una superficie de 17,126 km². Tienen jurisdicción política en esta región los estados de México, Hidalgo y Tlaxcala, así como el Distrito Federal. (COMETAH,1998)

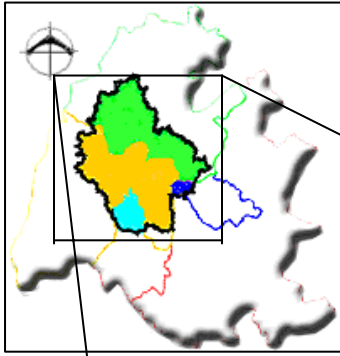
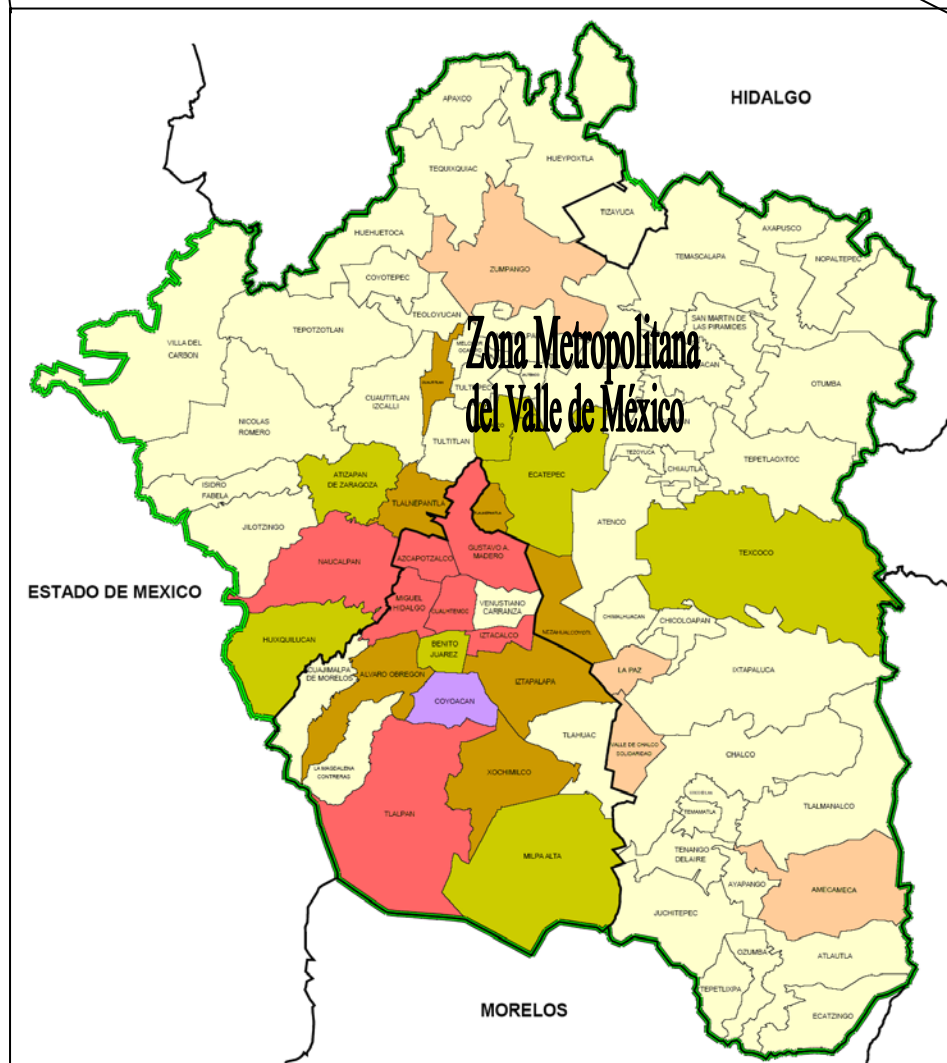


Figura 2.1. Municipios y Delegaciones del Valle de México



INEGI, 1998.

2.2 La zona metropolitana del Valle de México

El Programa de Ordenación de la Zona Metropolitana del Valle de México (POZMVM, 1998) define a la Zona Metropolitana del Valle de México (ZMVM) como un espacio estratégico para el ordenamiento urbano de la región. La ZMVM se integra por las 16 delegaciones del Distrito Federal, 58 municipios del Estado de México y 1 del Estado de Hidalgo, con una superficie de 7,699.13 km² y una población de 18,396,677 habitantes para el año 2000 (INEGI, 2001).

Esta delimitación pretende anticipar el proceso de urbanización de la región, ya que los límites de lo *metropolitano*, varían de un año a otro y, para un mismo año, entre distintas fuentes (POZMVM, 1998). En este caso, la amplitud referente a la ZMVM, aporta una mayor estabilidad en el tiempo, indispensable para pronosticar y planificar el desarrollo urbano local en el mediano y largo plazos

En la ZMVM vive el 18.9 por ciento de la población del país y es, con mucho, la mayor concentración industrial, comercial y financiera. Esta megalópolis es producto de un largo proceso histórico de concentración demográfica y económica y de centralización política. Actualmente experimenta cambios muy importantes y enfrenta límites a sus posibilidades de crecimiento. Ha rebasado los umbrales permisibles en diferentes ámbitos, principalmente en el hidráulico y el ambiental. Además se han generado importantes deseconomías de aglomeración, es decir, daños apreciables, tales como la escasez de los costos, los problemas de congestión y de contaminación, etc., que eliminan las ventajas comparativas y competitivas que la impulsaron en décadas pasadas.

Estos elementos son importantes considerando la fase económica actual, pues los procesos económicos que se viven en la urbe desbordan crecientemente los ámbitos político-administrativos que forman la ZMVM. Con ello se ha registrado un continuo proceso de expansión y relocalización territorial de la población y actividad económica de la ciudad central hacia los estados circundantes, cuya influencia se expresa en la densidad de los intercambios al interior de la región centro del país.

La disminución de su dinámica económica y el deterioro general de las condiciones materiales y sociales de vida, en una aglomeración como esta, plantea importantes

problemas en términos de empleo, economía informal y las necesidades de infraestructura y servicios necesarios para los habitantes.

A pesar de que la tasa de crecimiento poblacional ha disminuido en las últimas décadas, y seguramente lo seguirá haciendo en el futuro, debido a la gran cantidad de población se mantendrá un gran crecimiento absoluto. Lo que exigirá nuevas áreas de crecimiento o densificación de las actuales. Además de las derivadas de las actividades económicas, sociales y culturales.

2.3 Conformación de una megalópolis

De acuerdo con los análisis promovidos por la Comisión Metropolitana de Asentamientos Humanos, el término “*ciudad-región*” se aplica para aludir a una formación de tipo megapolitano y describir áreas del territorio que se encuentran relativamente integradas entre sí (PPOZMVM, 1998), lo que se conoce como “*CORONA REGIONAL*”, es decir, en donde la influencia metropolitana se manifiesta principalmente a través de las vías de comunicación que sirven como enlace de los flujos intra e interregionales, que tienen como origen o destino a la propia región centro, o bien que cruzan por ésta. (PGDUDF, 1996).

La megalópolis es “el área que comprende los municipios correspondientes a las zonas metropolitanas de las capitales de los estados limítrofes al Valle de México, más la totalidad de los municipios que mantienen una relación funcional estrecha con la Ciudad de México y las que se ubican entre las zonas metropolitanas que integran la corona regional de ciudades y el Distrito Federal; además de las delegaciones de este último.

La Megalópolis incluye 265 municipios: 99 del Estado de México; 31 del Estado de Morelos; 36 del Estado de Puebla; 52 del Estado de Tlaxcala; 31 del Estado de Hidalgo; y las 16 delegaciones del Distrito Federal (POZMVM, 1998). Otros autores incluyen como parte de la Megalópolis a la Zona Metropolitana de Querétaro, con 13 municipios (2 del Estado de México y 11 del Estado de Querétaro), en este caso dan un total de 278.

La Megalópolis contiene una población de 26.8 millones de habitantes para el año 2000, es decir, el 27.5 por ciento de la población nacional. Este porcentaje de población ha

aumentado desde 1970, lo que manifiesta la persistencia de la tendencia a la concentración en la Zona Centro de país. Considerando la Zona Metropolitana de Querétaro la población sería de 28.0 millones; es decir, el 28.8 por ciento del total nacional. Si no se modifican las tendencias actuales el proceso de megalopolización continuará. Seguirán expandiéndose en sus periferias las áreas metropolitanas y las ciudades medias de esta zona, además se integrarán los poblados intermedios y pequeños de su entorno.

La zona urbana de la Ciudad de México, está constituida por el área urbana continua; esta área no utiliza la totalidad de las áreas municipales o delegacionales. Bajo este criterio se consideran partes de 28 municipios del Estado de México, y de algunas de las delegaciones del Distrito Federal, sobre todo de las zonas de reserva ecológica, o parques. La zona urbana abarca un área de 3,323.4 km², en el año 2000.

La Ciudad de México se encuentra en una etapa de transición: de una fase metropolitana, al surgimiento y consolidación de una corona regional megalopolitana, en la que el Distrito Federal disminuye su participación relativa en población respecto al Estado de México. Al mismo tiempo que se transforma el uso de suelo, desplazándose el habitacional y el industrial hacia el Estado de México, mientras que el comercial y de servicios se concentra en el Distrito Federal.

Esta situación parecería no variar en el futuro próximo, según lo muestran los indicadores comparativos de concentración poblacional, dinámica de crecimiento demográfico y densidad territorial, pues a pesar de los procesos de cambio territorial y emergencia de nuevos polos de atracción, sobre todo al norte del país, la megalópolis en formación, la ZMVM, siguen constituyendo polos de atracción de los flujos migratorios y de concentración de población urbana; lo cual hace improbable en el corto plazo la estabilización de la población metropolitana.

2.4 Densidades de la población en la Ciudad de México

Las densidades brutas de la población en la ciudad de México son altas en comparación con otras ciudades del mundo; sus cifras son ligeramente superiores a las de Tokio, duplican las del área metropolitana de Nueva York, triplican las de París y cuadruplican las de Londres (Ward,1991). Comparando estas densidades con las de otras grandes ciudades latinoamericanas, son al menos del doble de las de São Paulo y Buenos Aires, y aproximadamente similares a las de Caracas, cuya topografía es muy estrecha para acomodar el área urbana. Sólo las ciudades asiáticas de Bombay, Calcuta y Hong Kong parecen tener densidades superiores. Por otra parte, algunas áreas de la ciudad de México poseen densidades extremadamente altas; un ejemplo de ello es la zona centro, aunque también otros antiguos asentamientos irregulares “consolidados” de bajos ingresos tienen densidades de más de 400 personas por hectárea (Ward,1991).

Hasta principios de la década de los 50, las densidades de la población en la ciudad de México correspondían a la distribución normal de curva de campana, generalmente relacionada con las estructuras de ciudades occidentales “desarrolladas” (Ward,1991). Las densidades eran altas en el centro de la ciudad (aproximadamente 800 habitantes por hectárea) y disminuían en la parte externa, para dar un promedio de 133 en 1940. No obstante, estas densidades y la naturaleza de la curva han cambiado de manera importante desde entonces. Primero las densidades generales disminuyeron a 104 en 1960, antes de volver a aumentar a 122 en 1970, a 148 en 1981, para nuevamente disminuir un poco, desde entonces, a 139 personas por hectárea. En particular ha habido una importante diferencia entre los cambios de densidad experimentados en el Distrito Federal y en el Estado de México. En el primero, las densidades promedio aumentaron en forma constante de 127 a 172 entre 1960 y 1981. En el Estado de México, donde los asentamientos recientes llevaron a densidades mucho más bajas que estas, también han fluctuado, aumentando de 23 por hectárea en 1960 a 135 en 1975, pero disminuyendo a 121 y 112 en 1981 y 1983, respectivamente (Ward,1991). Otro cambio importante es que la parte superior de la “curva de campana” comenzó a desplomarse al bajar las densidades en la zona centro de 800 a 550 en 1970 (Ibid). Esto se debió a la disminución absoluta en oportunidades de vivienda barata y a la baja rentabilidad de las inversiones en vivienda en esta zona desde la década de 1940. Casi se puede asegurar que estas densidades han disminuido aún más como resultado del

amplio daño producido en el centro por el terremoto de 1985 y a pesar de un programa intensivo de reconstrucción y al nuevo desarrollo de viviendas in situ llevado a cabo.

2.5 Crecimiento de la zona metropolitana del Valle de México

Desde el punto de vista demográfico, el crecimiento metropolitano se ha caracterizado por tres factores: el crecimiento natural (nacimientos menos fallecimientos); el crecimiento social ó migración, y la expansión física, esto último debido a que se van incorporando diversas áreas a zonas urbanas que ya tenían población asentada dentro de ellas.

Dicho comportamiento de la Zona Metropolitana del Valle de México (ZMVM) en las últimas décadas se ha caracterizado por una caída en el crecimiento urbano de la ciudad central y por un fuerte incremento periférico. La afirmación general de que el crecimiento urbano de la ZMVM como un todo ha declinado en las últimas dos décadas, esconde un fuerte contraste entre la ciudad central y la periferia exterior; en esta última, algunos municipios metropolitanos están creciendo hasta seis veces más que la tasa de crecimiento promedio de toda la mega-ciudad (Guillermo, 2004).

Se pueden considerar varias etapas dentro del crecimiento de la ZMVM. Previo a estas etapas, la ciudad de Tenochtitlan de los aztecas sirvió como base a la ciudad colonial española. Durante esta época la ciudad creció muy poco y tuvo que enfrentar en varias ocasiones la posibilidad de su extinción, pues los conquistadores atacaron Tenochtitlan a la cabeza de un enorme ejército de indígenas. Después de dos meses de sitio, la población de la capital azteca quedó devastada por la hambruna y las enfermedades. Consciente de la importancia política de Tenochtitlan, Cortés insistió en reconstruirla. Si bien las nuevas casas y palacios se edificaron conforme al estilo europeo, se conservaron la traza de las calles y la plaza mayor como el centro.

En el siglo XX es posible distinguir cuatro etapas:

- 1) El desarrollo intraurbano de 1900 a 1930. La lucha revolucionaria de 1910 a 1914 originó una disminución demográfica entre 1910 y 1921, pero al término del enfrentamiento la población se incrementó notablemente al igual que el área urbana debido a la relativa estabilidad política y social que presentaba (Icazurriaga, 1992).

2) El inicio de la expansión de 1930 a 1950. La industrialización manufacturera generó una demanda de fuerza de trabajo, que propició que la población creciera 56 por ciento entre 1930 y 1940 y la superficie urbana un 36 por ciento; estos indicadores se duplicaron en el período 1940-1950, y se inició el crecimiento sobre los municipios del Estado de México (Icazurriaga, 1992).

3) La metropolización de 1950 a 1980. En este período se triplicó la población y superficie ocupada por el área urbana; la tercera parte de este crecimiento se ubicó en los municipios conurbados. A pesar de las políticas de desconcentración industrial, en la década de 1970-1980, la población siguió asentándose en la ZMVM (Icazurriaga, 1992).

4) La formación de la ciudad-región o megalópolis del centro de México; el rasgo principal es el crecimiento en la corona regional de las metrópolis alrededor de la del Valle de México; también se le denomina Ciudad-Región (Covarrubias 2004).

Hasta los años setenta se presentó un alto crecimiento en la ZMVM (Ver figura 2.2) debido al proceso de industrialización, pero a partir de los años ochenta se observan cambios importantes: la desaceleración a nivel nacional de las tasas de crecimiento, principalmente en las grandes zonas metropolitanas.

Las causas de este proceso se deben al proceso de desconcentración de las actividades manufactureras, una gran parte se desplaza hacia los estados de Hidalgo, Querétaro, Puebla, Tlaxcala y Morelos. Este proceso se acentuó en la siguiente década, presentándose una creciente terciarización, es decir, desaparece en el DF, para consolidarse en los estados de México, Morelos, Querétaro y Tlaxcala. Estos hechos marcan el inicio de la nueva etapa de concentración económico-demográfica, que dará origen a la Megalópolis del Centro del país (Covarrubias 2004). Este fenómeno es evidente, ya que en la década de los 80, la ZMVM presentó una tasa promedio anual de crecimiento del 1.9 por ciento, mientras que las otras zona metropolitanas del centro del país crecían más aceleradamente: la Zona Metropolitana de Querétaro 4.3 por ciento, Pachuca 3.5 por ciento, Toluca 3.3 por ciento, Cuernavaca-Cuautla 2.9 por ciento y Puebla-Tlaxcala 2.6 por ciento.

En la siguiente década las zonas metropolitanas de Toluca, Pachuca y Querétaro continúan mostrando un gran movimiento con tasas del 3.5 por ciento anual, la Zona Metropolitana de Puebla-Tlaxcala muestra un ritmo de crecimiento de 2.6 por ciento. La Zona Metropolitana de Cuernavaca-Cuautla presentó la más fuerte disminución, pues de una tasa del 4.0 por ciento entre 1990-1995, descendió al 2.0 por ciento en 1995-2000 (Covarrubias 2004).

2.6 Crecimiento poblacional de la ZMVM

Durante la segunda mitad del siglo XX la población de la ZMVM se incrementó en 14.9 millones de habitantes, al pasar de 3.5 millones en 1950 a casi 18.4 millones en el año 2000. Este gran crecimiento se dio en un contexto demográfico nacional de fuerte expansión. La población total del país creció de 25.8 millones de habitantes en 1950, a 48.2 millones en 1970, a 81.2 en 1990 y a 97.4 millones en 2000, lo que significa que poco más de un quinto del crecimiento demográfico del país en los últimos 50 años, ha tenido lugar en esta parte del territorio nacional (CONAPO, 2003).

En este proceso es posible distinguir dos grandes etapas de crecimiento:

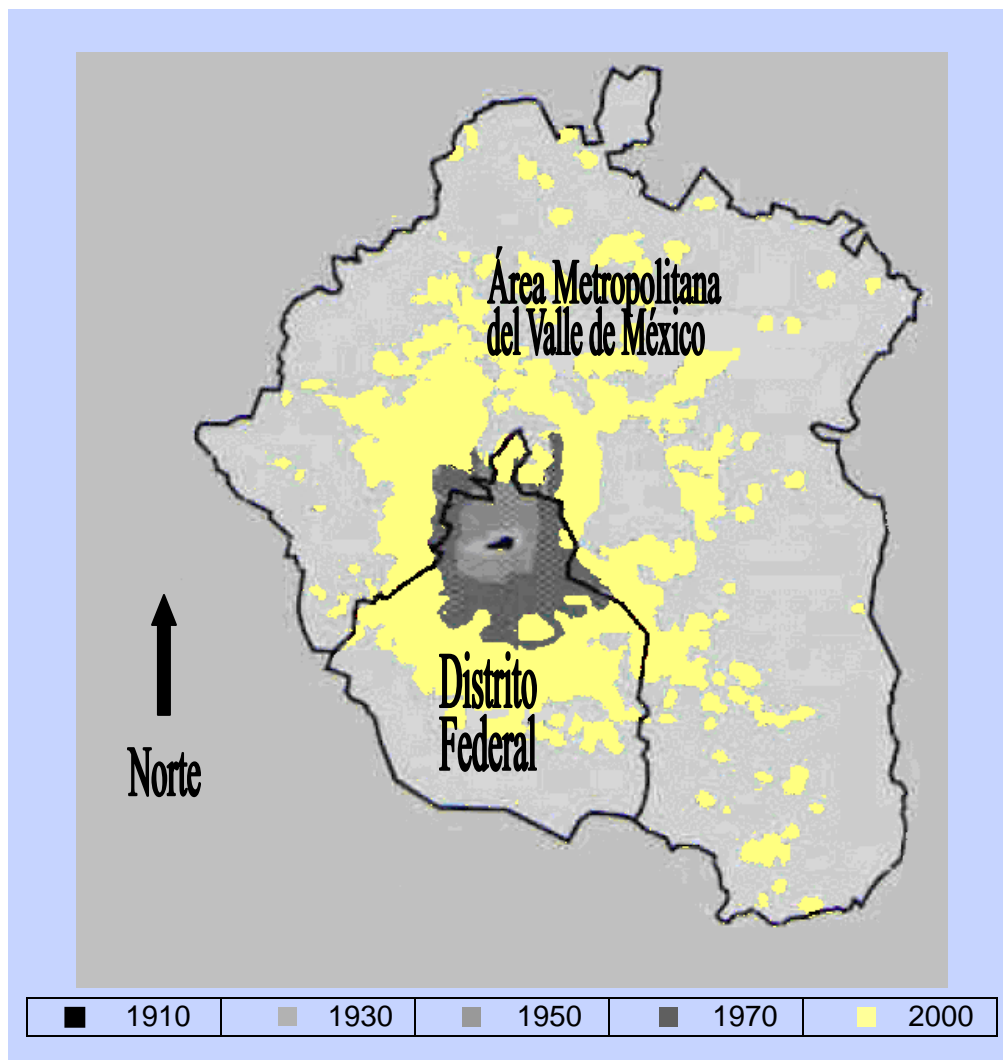
a) Crecimiento acelerado, período 1950-1980, la ZMVM presentó tasas de crecimiento muy altas (4.4 por ciento anual), por su elevado crecimiento natural y de la fuerte atracción de inmigrantes. En esta etapa su población pasó de 3.5 millones en 1950, 9.3 millones en 1970 y a 13.0 millones en 1980, año en que alcanzó su más alta participación de la población nacional: 19.4 por ciento.

b) Crecimiento moderado, período 1980-2000, la ZMVM presenta una disminución de sus tasas de crecimiento. Las causas son la disminución de la fecundidad y pérdida de población, presentando un saldo neto migratorio negativo (CONAPO, 2003). Las tasas de crecimiento son menores de la media nacional. Sin embargo su población aumentó a 15.6 millones en 1990 y a 18.4 millones en el 2000, cayendo a 18.9 por ciento su participación en la población nacional.

En los años noventa, la ZMVM sigue mostrando una reducción de su ritmo de crecimiento, cuya tasa sigue situándose por debajo del nivel nacional. Durante el quinquenio 1990-1995 su población creció 1.89 por ciento anual y se incrementó en 1.7

millones de habitantes, mientras que en el quinquenio 1995-2000 su tasa se redujo casi bajó medio punto para ubicarse en 1.42 por ciento, y su población se incrementó 1.1 millones de habitantes, 38 por ciento menos que en el quinquenio anterior; lo que viene a confirmar su tendencia como zona de ligera expulsión de población (CONAPO, 2003).

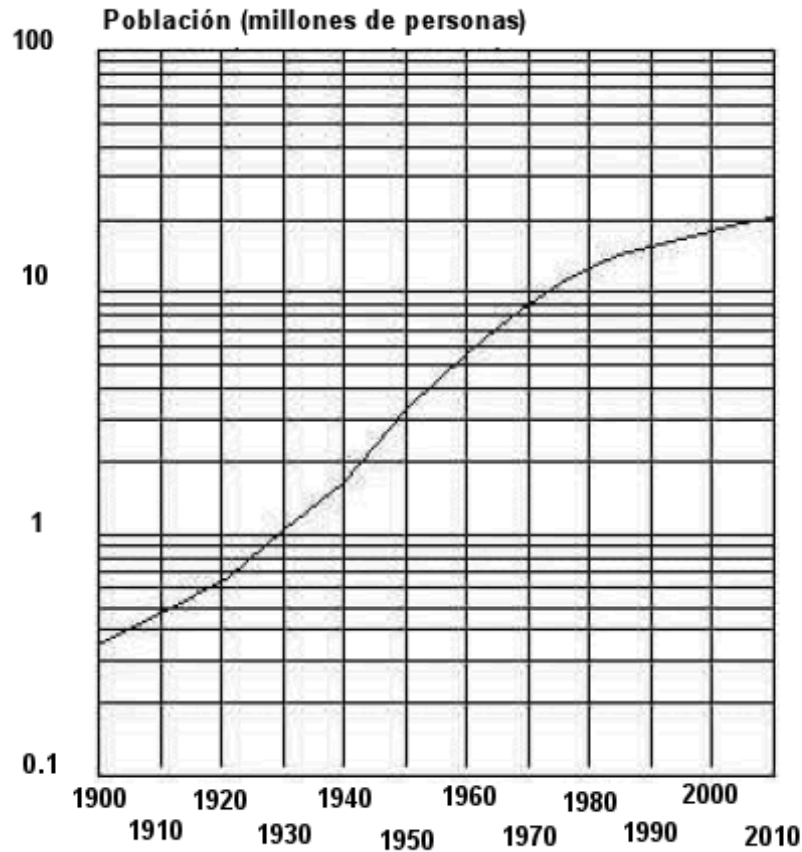
Figura 2.2. Expansión Territorial de la Zona Metropolitana del Valle de México (Covarrubias 2004)



En la figura 2.3 y la gráfica 1, se ilustra la evolución y proyección del crecimiento de la población del Distrito Federal y municipios conurbados del Estado de México que

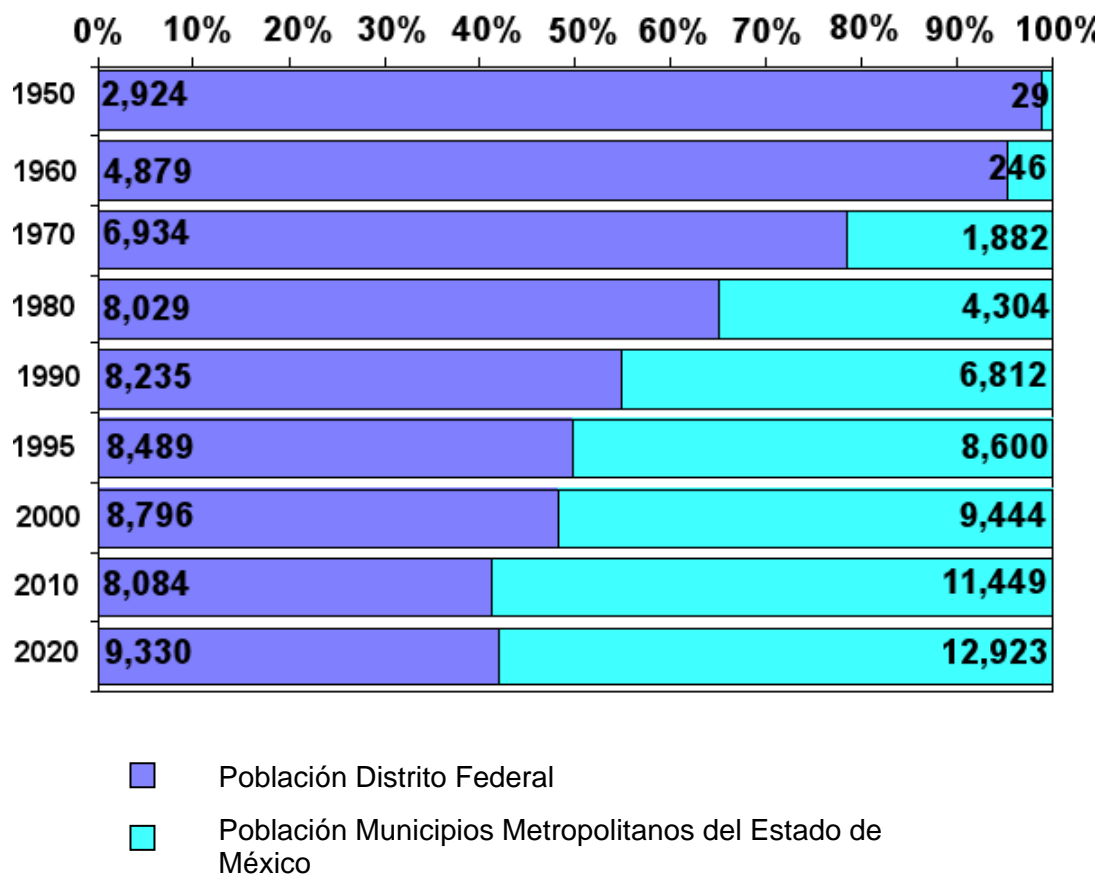
conforman la ZMVM, en los periodos 1900-2010 y el periodo 1950-2020, respectivamente.

Figura 2.3. Evolución de la Población Total de la Zona Metropolitana del Valle de México en el Periodo 1900-2010, (Conapo, 2000. Estimaciones y proyecciones del CONAPO)



Los estudios realizados por urbanistas para estimar el crecimiento de la ZMVM, se basan tanto en la descripción de las tendencias naturales, como en visiones programáticas que podrían desacelerar tal crecimiento, lo cual se encuentra ejemplificado en el Cuadro 1 (CONAPO, 2003). En dicho cuadro se muestra que la población estimada para el año 2000, es de alrededor de 18.5 millones de habitantes, aumentará a 20.5 millones en el año 2010 y unos 22.2 millones para el año 2020. En el Cuadro 2 se presentan los porcentajes de crecimiento por décadas, tanto en la Zona Metropolitana del Valle de México como en el Distrito Federal.

Gráfica 1. Crecimiento de la población de la Zona Metropolitana del Valle de México y proporción de la población urbana en el Distrito Federal y Municipios Conurbanos del Estado de México. 1950-2000



| AÑO | POBLACIÓN TOTAL NACIONAL | POBLACIÓN TOTAL ZMVM | %DE LA POBLACIÓN DE LA ZMVM RESPECTO DE LA POBLACIÓN NACIONAL | ZMVM ESCENARIO PROGRAMÁTICO | % | ZMVM ESCENARIO TENDENCIAL | % |
|------|--------------------------|----------------------|---|-----------------------------|------|---------------------------|------|
| 2000 | 99,582,251 | 18,240,060 | 18.3 | 18,700,000 | 18.7 | 18,800,000 | 18.8 |
| 2010 | 112,230,723 | 20,500,000 | 18.2 | 20,600,000 | 18.3 | 22,500,000 | 20.0 |
| 2020 | 122,106,672 | 22,200,000 | 18.1 | 21,800,000 | 17.8 | 26,200,000 | 21.4 |

Cuadro 1. Proyección de la Población de la Zona Metropolitana de México de acuerdo con Escenarios Programáticos y Tendenciales (Covarrubias 2004)

| Unidades Territoriales | 1970-1980 | 1980-1990 | 1990-2000 | 2000-2010 | 2010-2020 |
|------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| ZMVM | 3.41 | 2.01 | 1.94 | 1.19 | 0.81 |
| En el D.F. | 1.48 | 0.25 | 0.66 | 0.32 | 0.27 |

Cuadro 2. Porcentajes de Crecimiento por Décadas (Covarrubias 200)

La evolución de la población nos permite apreciar la ocupación territorial del Área Urbana de la Ciudad de México, pues de seguir un patrón no planeado para las expansiones a 2010 y a 2020, se estima que en el conjunto mantendría densidades similares a las que ha venido presentando, en el que comparten áreas de intensa urbanización con vacantes y baldíos, lo que en grupo produce una de las densidades más bajas del mundo para áreas metropolitanas.

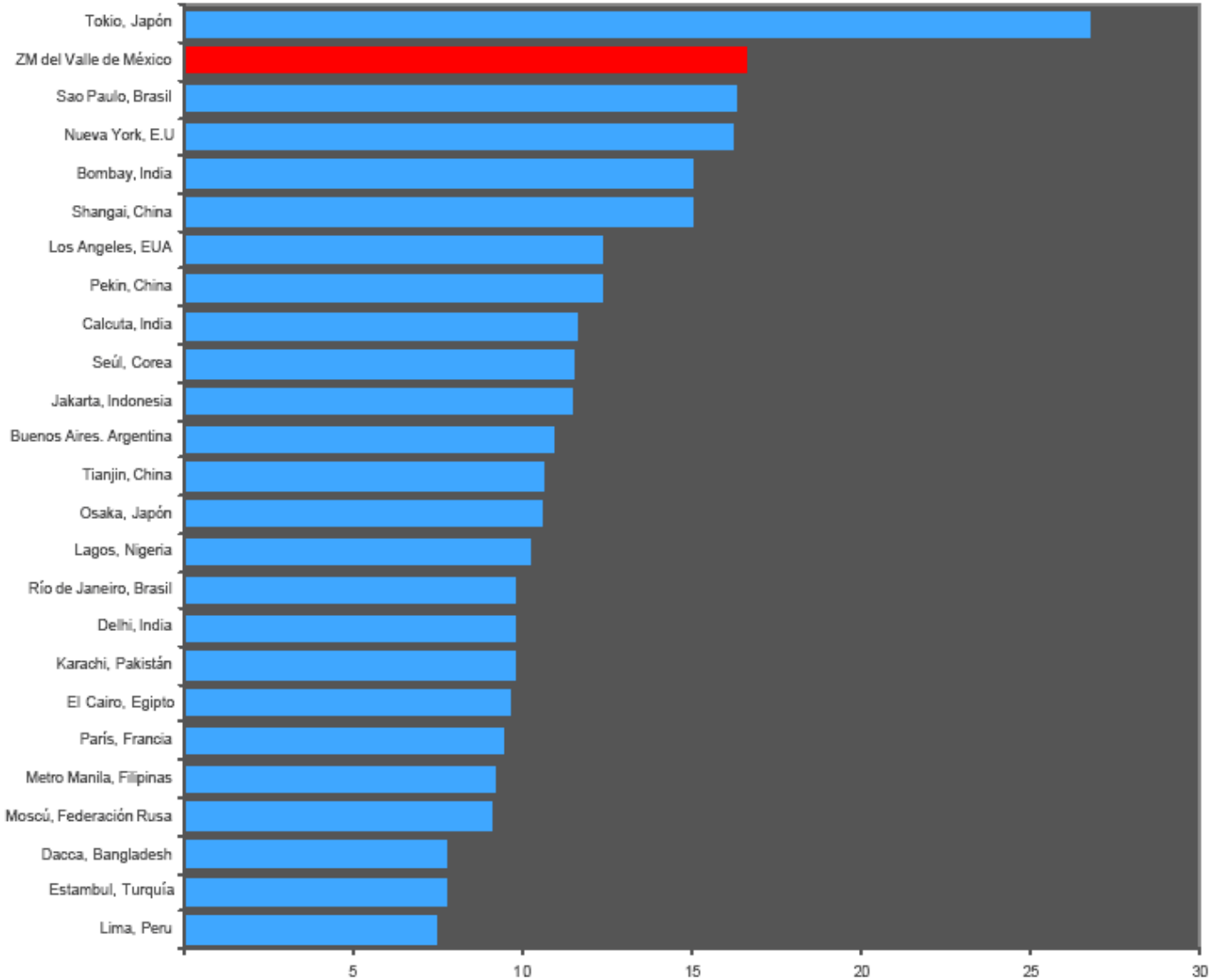
La ZMVM concentra en el presente alrededor de la quinta parte de la población nacional, a pesar de que sólo ocupa el 0.3% del territorio, a la vez que alcanza una densidad poblacional equivalente a 127 habitantes por hectárea, Cuadro 3

Cuadro 3. Zona Metropolitana de Valle de México. Población y Área Urbana del Valle de México Superficie y Densidad, 1950- 2020 (Covarrubias 2000)

| AÑO | POBLACIÓN (MILES) | SUPERFICIE(HA) | DENSIDAD (HAB/HA) |
|------|-------------------|----------------|-------------------|
| 1950 | 2,953 | 22,960 | 129 |
| 1960 | 5,125 | 41,010 | 125 |
| 1970 | 8,816 | 68,260 | 129 |
| 1980 | 12,333 | 105,660 | 117 |
| 1990 | 15,047 | 121,320 | 124 |
| 1995 | 17,089 | 132,570 | 129 |
| 2000 | 18,210 | 145,000 | 125 |
| 2010 | 20,253 | 162,690 | 126 |
| 2020 | 22,253 | 174,830 | 127 |

Como lo indica la figura 2.4, la ZMVM ocupa el segundo lugar entre las ciudades más pobladas del mundo, después de Tokio, Japón.

Figura 2.4 Población de las Principales Ciudades del Mundo



INEGI, 1998

2.7 Dinámica del desarrollo urbano

La estructura urbana intrametropolitana refleja en su extensión territorial, patrones de usos del suelo y una cierta distribución de densidades de población, que explica entre otros aspectos la demanda de transporte y la generación de viajes, las distancias recorridas en los vehículos automotores y, por lo tanto, incide fundamentalmente en la generación de contaminantes atmosféricos.

La estructura urbana intrametropolitana es el resultado de los patrones de desarrollo urbano y de los procesos de desarrollo económico que ha experimentado la zona metropolitana, sobre todo en los últimos cincuenta años. Durante la segunda mitad del siglo XX, el Valle de México experimentó un proceso sin precedente de crecimiento, tanto de su población como en la ocupación de su territorio (Brambilia, 1992). Las causas son múltiples y obedecen principalmente a la política seguida desde los años cincuenta que estimuló el desarrollo industrial, al mismo tiempo que ofrecía mejores condiciones y expectativas para el establecimiento de nuevos pobladores, en un momento en que las tasas de reproducción de la población alcanzaron su máximo histórico en el país.

Para el proceso de urbanización, entendido como surgimiento y desarrollo de ciudades, existen diferentes modelos analíticos, que dan cuenta de los factores principales y de sus efectos en la estructura de la sociedad y de la utilización de su espacio. Pero para definir el proceso de metropolización, no existe aún un modelo comprensivo, que dé cuenta de sus factores causales como de sus efectos y que lo diferencie del proceso general de urbanización y de procesos específicos que están originando nuevas formas urbanas, como la megalópolis (Icazurriaga, 1992).

El principal factor que se tiene en cuenta para estudiar la metropolización como un proceso, es el de la aceleración de la urbanización, considerada ésta en términos cuantitativos de mayor población urbana y de cambios cualitativos en las ocupaciones territoriales.

El crecimiento de la ZMVM en los últimos 40 años, ocurrió en los municipios conurbados del Estado de México; ocasionado en parte, por la restricción a la construcción de

nuevos fraccionamientos en el Distrito Federal, la cual originó un acelerado proceso de ocupación irregular de pobladores de escasos recursos al oriente del Valle, en los municipios de Nezahualcóyotl, Ecatepec, Chimalhuacán y más recientemente en el Valle de Chalco-Solidaridad y en las delegaciones de Xochimilco, Tlalpan y Magdalena Contreras, en el Distrito Federal (Covarrubias 2004). Esta tendencia se mantiene en el sur-oriente del Estado de México y sur del Distrito Federal, poniendo en peligro su riqueza forestal y su potencial de producción agropecuaria y con ello, la sustentabilidad futura de su desarrollo.

Por otra parte, también en el poniente y norponiente del Valle de México se ha dado un crecimiento importante, en este caso principalmente de estratos socioeconómicos medios y altos, que afecta a las delegaciones de Álvaro Obregón y Cuajimalpa y a los municipios de Huixquilucan, Naucalpan, Atizapán, Nicolás Romero, Cuautitlán Izcalli y Tepozotlán, con efectos en el medio ambiente que amenazan la conservación de su riqueza forestal.

Debido al dinámico crecimiento de la población y a los elementos micro y macro económicos que lo motivaron, a pesar de las acciones realizadas por los gobiernos locales, la planeación en muchos casos ha tenido que ser correctiva, es decir, dichos gobiernos involucrados, han intentado diversas instancias de coordinación para la atención conjunta y coordinada de los problemas asociados a la expansión metropolitana.

Ante este crecimiento metropolitano es necesario fortalecer los instrumentos que permitan determinar nuevos mecanismos para un plan estratégico territorial, económico y social para el desarrollo futuro del área metropolitana, reconociendo el valioso antecedente que representa el Programa de Ordenación de la Zona Metropolitana del Valle de México (POZM, 1998), expedido el 13 de marzo de 1999, que debe ser sin duda un sustento, pues establece los cursos generales de acción para definir la estrategia de ordenación territorial en el Valle de México; pero, como el propio programa lo constituye, es necesario para que se oriente a su escenario programático, un compromiso explícito de la Federación, para reducir el crecimiento en el Valle de México y alentarlos hacia otras ciudades del Sistema Urbano Nacional.

CAPITULO 3

GENERACIÓN DE IMÁGENES MULTIESPECTRALES

En términos generales, el procesamiento digital de imágenes, se refiere a la realización, restauración, modificación y/o análisis de la información contenida en una imagen. El procesamiento digital de imágenes se ha desarrollado como una disciplina de aplicación. Los procesos pueden variar de acuerdo con los objetivos y las aplicaciones que se persigan, abarcando desde el simple mejoramiento hasta la interpretación de algunas escenas confusas. En la figura 3.1 se muestra el proceso que sigue la toma de una imagen digital multiespectral, el cual se explicará más a fondo en el siguiente tema.

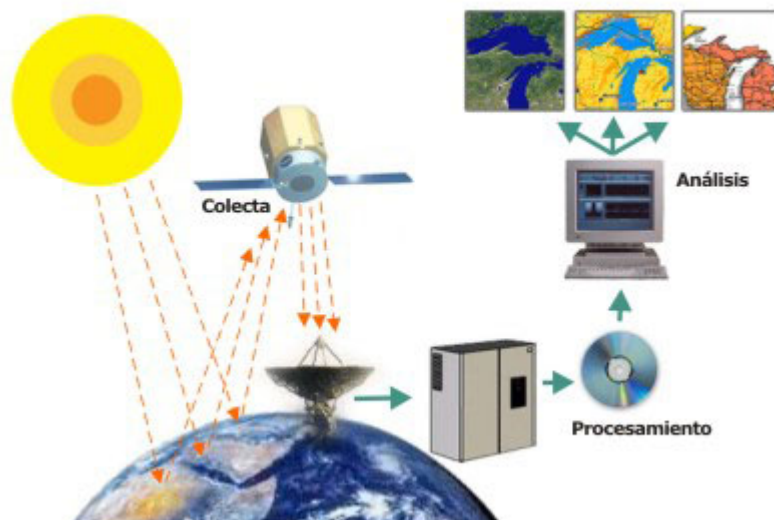


Figura 3.1. Captura de una imagen satelital.

3.1 Elementos de una Imagen Digital

Existen diversos componentes que forman parte de una imagen digital. En la siguiente figura, se observan dichos elementos, los cuales se expresarán detalladamente.

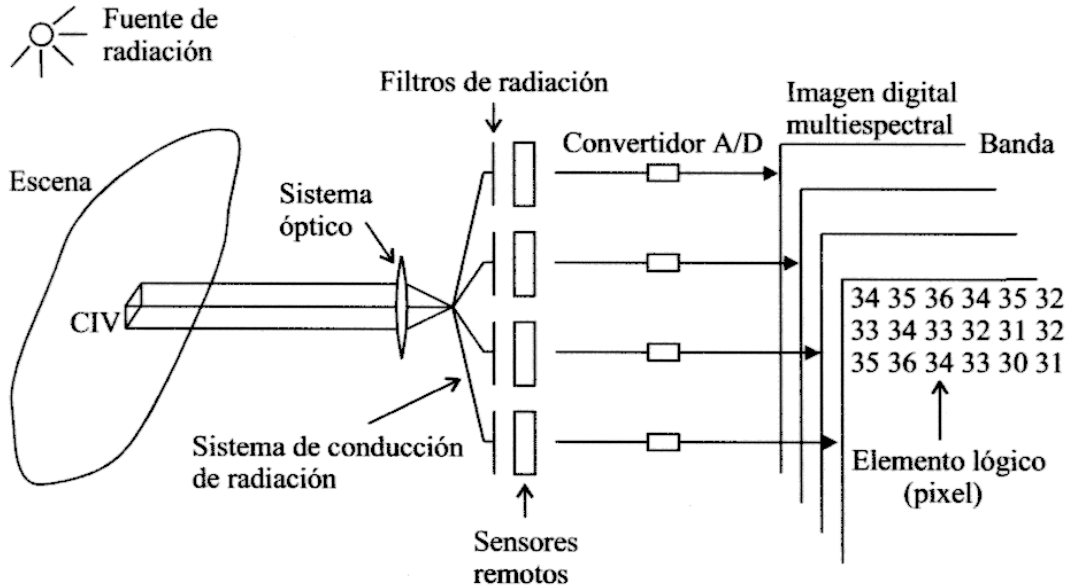


Figura 3.2. Esquema general que muestra la generación de una imagen digital multiespectral a partir de una escena dada (Lira, 2002)

Fuente de Radiación. En la imagen 3.2 se muestra a la fuente separada del sistema físico, no obstante, para materiales radioactivos, se encuentra embebida o dentro del objeto de interés. En algunas ocasiones, cuando se emplean rayos x o haces de neutrones, la fuente de radiación puede atravesar la escena que se esté estudiando.

Campo Instantáneo de Vista. La fuente de radiación interacciona con un elemento físico de la escena estudiada, a dicho elemento se le denomina CIV. En términos generales, el CIV es una subárea o subregión de una escena que se encuentra formando parte del sistema físico, el resultado de dicha interacción es radiación electromagnética también.

Detectores. Es un arreglo de sensores que poseen un subsistema de enfoque y conducción de radiación. Dicha radiación es conducida hasta este grupo de detectores, mediante un arreglo de lentes y fibras de conducción de luz, esto, cuando la radiación empleada es electromagnética.

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

En función del tipo de energía:

- Pasivos: No poseen una fuente propia de radiación. Miden la radiación solar reflejada o la radiación emitida por los objetos. Por ejemplo, los satélites Landsat, Spot y Aster.
- Activos: Poseen su propia fuente de radiación electromagnética, trabajando en diversas bandas del espectro electromagnética. Por ejemplo, los radares.

En función del tipo de producto:

- No imageadores: No generan una imagen de la superficie observada. Por ejemplo, los radiómetros (salida en dígitos ó gráficos) y los espectroradiómetros (firma espectral). Son esenciales para la adquisición de informaciones minuciosas sobre el comportamiento espectral de los objetos de la superficie terrestre.
- Imageadores: Se obtiene como resultado una imagen de la superficie observada. Suministran informaciones sobre la variación espacial de la respuesta espectral de la superficie observada.

Filtros de radiación o espectroradiómetro. Frente al grupo de detectores, se encuentra un grupo de filtros, cuya función es seleccionar un conjunto de intervalos de energía $\{\Delta E_1, \Delta E_2, \dots, \Delta E_v\}$ o de longitudes de onda $\{\Delta \lambda_1, \Delta \lambda_2, \dots, \Delta \lambda_v\}$, para los que cada detector está óptimamente diseñado y calibrado, es decir, el detector i -ésimo está adecuado para detectar la radiación el intervalo ΔE_i .

Convertidor A/D. A medida que los detectores observan un CIV tras otro, la señal de voltaje generada por éstos, se introduce a un convertidor analógico/digital que la cuantiza empleando una escala que generalmente va de 0 a 255, es decir, 256 posibles niveles, aunque también pueden ser empleadas otras escalas. La razón de manejar 256 niveles, es porque ésta cantidad es almacenable en un byte de 8 bits de una computadora digital.

Por otra parte, los detectores están calibrados de tal forma, que se genera un 255 para el CIV más brillante de la escena estudiada y un 0 para el más oscuro. En la mayoría de los casos, la respuesta de un detector es lineal, como se observa en la siguiente figura 3.3:

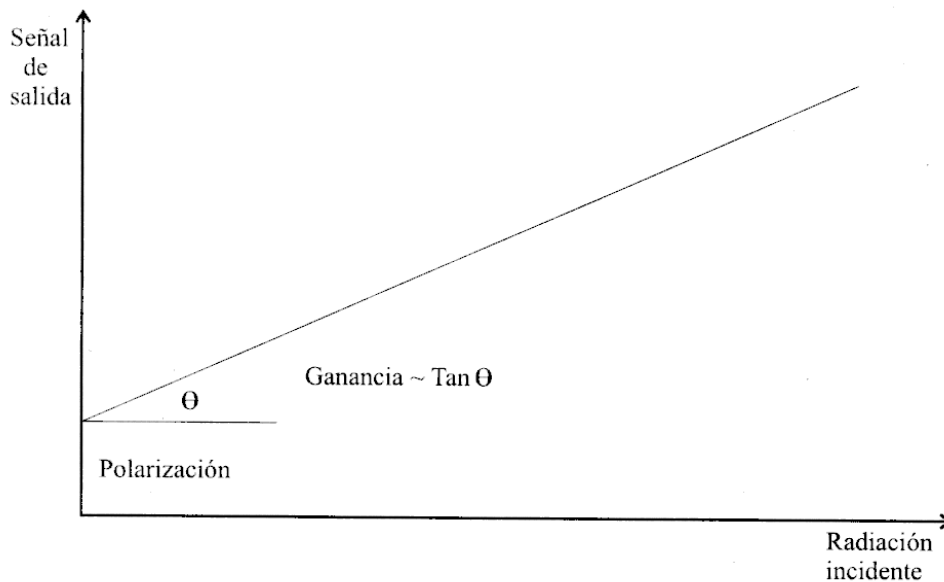


Figura 3.3. Respuesta lineal de un sensor remoto frente a una cierta radiación incidente (Lira, 2002)

Polarización del Detector. En la gráfica, se puede observar que debido a la naturaleza de los detectores empleados, siempre hay una respuesta, aún para una radiación incidente nula, a esto se le denomina polarización del detector.

- Ganancia. Es la relación constante entre la radiación incidente y la señal de salida producida por el detector. Tanto la polarización del detector

como la ganancia se ajustan para que los sensores respondan a escenas más o menos brillantes (reflectoras o emisoras) de tal manera que se adecuen a diferentes condiciones de estudio. Del mismo modo, se pretende siempre, que el intervalo de operación sea lo más lineal posible.

Elemento lógico o píxel. Para cada intervalo de energía y para cada CIV, y como resultado del proceso de medida de la radiación proveniente de éste, se genera un número, cuyo valor se guarda en algún medio de almacenamiento masivo (magnético u óptico), en una posición lógica que va de acuerdo con el lugar relativo que tiene el CIV en la escena. Para cada CIV se producen γ números que conjuntamente describen su respuesta espectral. Estos números arreglados en forma vectorial se denotan como:

$$p_{mn} = \{b_1, b_2, \dots, b_\gamma\}_{mn} \quad (1-1)$$

donde

b_i es el valor numérico (entero) obtenido para el intervalo de energía ΔE_i ,
 $0 \leq b_i \leq 2^k - 1$, con $k = 8$ en la mayoría de los casos,
 $1 \leq m \leq M$, $1 \leq n \leq N$ donde M y N son enteros y representan el número de CIV en los cuales se dividió la escena en las direcciones horizontal y vertical respectivamente.

La colección de estos números, arreglados secuencialmente en cuanto a la energía o longitud de onda de la radiación empleada forma lo que se conoce como píxel, el cual es un elemento lógico de la imagen digital. Los índices (m,n) representan las coordenadas (enteras) del píxel en su posición dentro de la imagen digital y existe una relación entre dicho valor, el intervalo de energía y el intervalo de longitud de onda ($b_i \rightarrow \Delta E_i \rightarrow \Delta \lambda_i$) de tal manera que se tenga un orden creciente ($\Delta E_{i+1} > \Delta E_i$ o $\Delta \lambda_{i+1} > \Delta \lambda_i$) o decreciente ($\Delta E_{i+1} < \Delta E_i$ o $\Delta \lambda_{i+1} < \Delta \lambda_i$).

Un píxel representa las características espectrales del CIV correspondiente, quedando implícitamente registrada la posición y tamaño relativo de este en una relación unívoca

CIV \Leftrightarrow Pixel

(1-2)

Como un pixel no tiene una dimensión asociada se debe de tomar en cuenta el tamaño del CIV para determinar el tamaño de los objetos presentes en la imagen.

Banda espectral. Cuando se termina de medir todos los CIV de una escena, se obtiene una colección de matrices de números, una para cada intervalo de energía empleado. El tamaño de estas matrices es de $M \times N$ y cada una de ellas componen una imagen digital, lo que se conoce como banda, puesto que representa la distribución espacial de valores de radiación provenientes de la escena para una banda o intervalo de energía.

Imagen Digital Multiespectral. El conjunto de las bandas mencionadas anteriormente para una escena dada se conoce como imagen digital multiespectral (figura 3.4), ya que caracteriza la distribución espacial y espectral de la radiación proveniente de aquella. Cabe mencionar que, para representar los pixels que componen la imagen, se requiere un espacio de γ dimensiones debido a su dimensionalidad espectral (Lira, 2002).

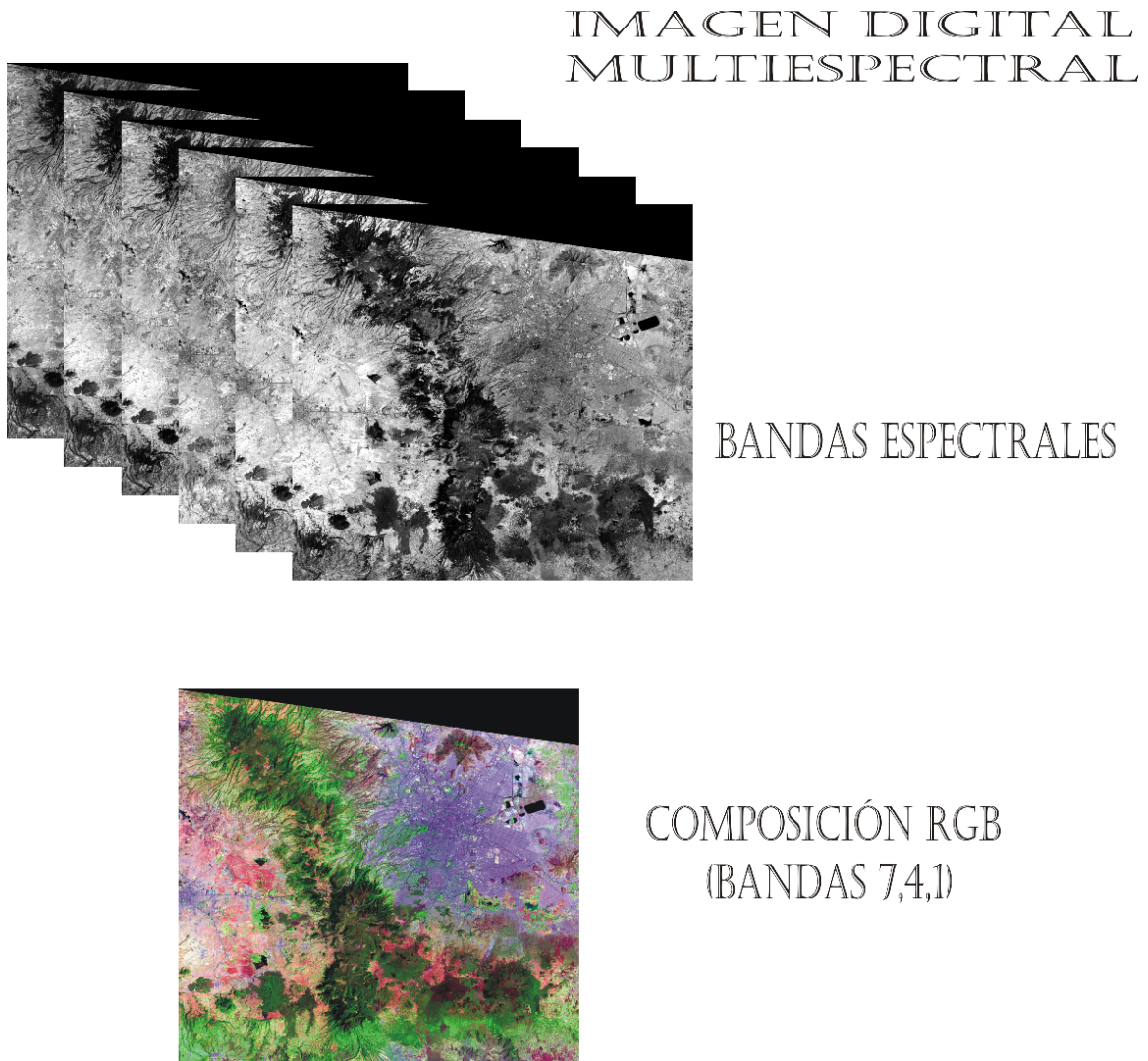


Figura 3.4. Imagen Digital Multiespectral del Valle de México.

3.2 Despliegue de imágenes

Cuando la escena ha sido discretizada, la imagen multiespectral correspondiente queda almacenada en algún dispositivo magnético u óptico. Dichos dispositivos deben ser capaces de leer (a través de un programa) el valor de un píxel y poner en la pantalla, un punto en un tono de gris o de color de intensidad proporcional a tal valor, en la posición adecuada.

Para el despliegue de dicha imagen, es necesario seleccionar una de las áreas, independientemente, se puede desplegar tres bandas cualesquiera al mismo tiempo. El proceso de despliegue es el siguiente: se lee el valor de uno o varios pixels en una o varias bandas y se envían al monitor de color en las mismas coordenadas relativas que ocupan en el archivo donde están almacenados. Después, a cada píxel se le asigna una pequeña área en la pantalla, del mismo modo a cada valor se le asigna un tono de color o de gris.

Cuando se despliega 3 bandas, se emplean tonos de rojo, verde y azul (RGB) para los elementos seleccionados del píxel. Una vez que un subconjunto o todos los pixels de una imagen son enviados a la pantalla, se tiene una representación visual de ésta, en ella se podrán apreciar en distintos tonos los patrones espaciales y espectrales si se utilizan los 3 cañones del monitor. Esta representación puede tener las siguientes modalidades:

Tono de Gris: Es el tono que se le asigna cuando se despliega una sola banda (figura 3.5), es decir, un elemento de pixel. Usualmente se asigna un tono negro a un valor cero, uno claro al 255 y grises a valores intermedios.

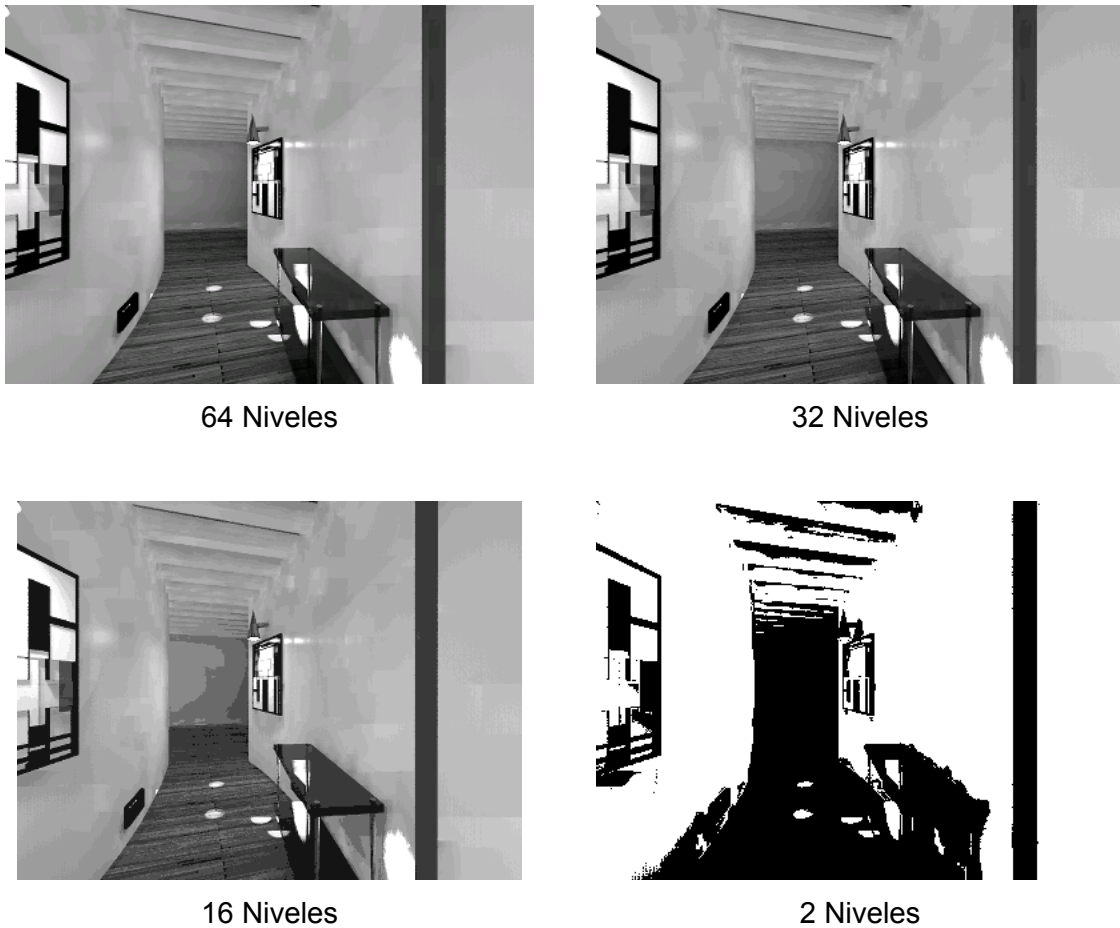


Figura 3.5. Imagen digital en tonos de gris. Las imágenes muestran niveles de gris distintos, y se observa que conforme se van decrementando estos niveles la calidad de la imagen es menor también.

Pseudocoloración: Es cuando se despliega una sola banda y los valores de los pixels se subdividen en intervalos, asignando a cada uno éstos un conjunto de tonos de un cierto color.

Falso color: Es cuando se despliegan tres bandas, asignándole a cada una de ellas tonos de los colores rojo, verde y azul, como se muestra en la figura 3.6.



a) Imagen original (RGB)



b) Rojo



c) Verde



d) Azul

Figura 3.6. Imagen RGB. En el inciso a) se observa la imagen original combinada por los colores, Rojo, Verde y Azul, mientras que los incisos b), c) y d) son las descomposiciones de dichos colores.

En cualquiera de las tres modalidades mencionadas, la asignación de tonos (gris o color) se hace por medio de una función, que no necesariamente es lineal, conocida como función de color y que se representa por medio de una tabla (Lira, 2002).

3.3 Patrón y clase de patrones

Para analizar otros aspectos que conforman una imagen, se explicará la siguiente definición:

Patrón: Arreglo de entes de la misma naturaleza.

Existen dos posibles clases de arreglos: los de orden lógico y los de orden físico. Los primeros son arreglos como los siguientes: 2468, que si observamos, sigue una secuencia de números pares, ó ACEGH. Un arreglo de orden físico aparece en una dimensión espacial, por lo que es necesario emplear entes con un cierto tamaño o área. Cuando se tiene una imagen multiespectral, se observa que cada uno de los pixels que la componen es de orden lógico, y como éstos representan la respuesta espectral de los CIV de la escena, entonces se puede decir que un píxel es un patrón espectral de orden lógico.

El píxel queda unívocamente determinado cuando se han medido las propiedades espectrales de un CIV para un conjunto de intervalos de energía.

Para el caso de que quisiéramos considerar un patrón de orden físico en una imagen digital, la situación sería más compleja, pues en primera instancia, tenemos que recurrir a la relación $CIV \Leftrightarrow Pixel$ para poderle asignar un tamaño o área a éste.

Por otra parte, es importante que a una imagen digital le asociemos un tamaño físico a los pixels, ya que dicha imagen se encuentra inmersa en un almacenamiento masivo y que de por sí no tiene dimensiones asociadas para visualizarla.

Al llevar a cabo esto, es posible considerar arreglo de pixels con una estructura física que forman un patrón espacial de acuerdo con la definición vista. Por lo tanto, a un píxel le asignamos un tamaño igual para todas las bandas y valores diferentes para cada una de ellas, lo que da como resultado que la sucesión de dichos valores siga siendo un patrón espectral de orden lógico.

Para esquematizar esto, observemos la figura 3.7, donde se aprecia una imagen de 4 bandas a la que se le ha asignado una cierta área cuadrada a los pixels.

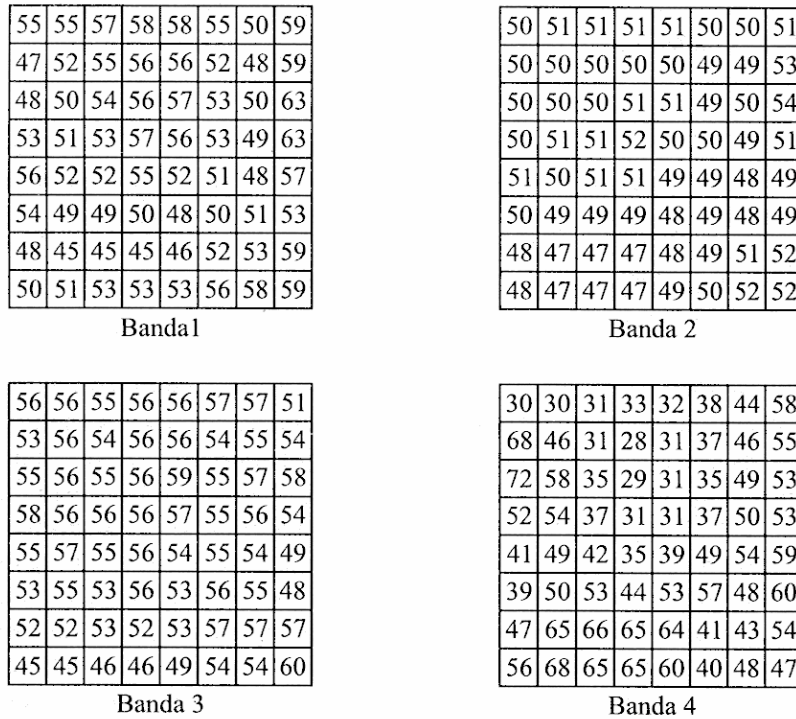


Figura 3.7. Esquema de una imagen multiespectral de cuatro bandas. Se muestran los valores radiométricos correspondientes a cada una de las bandas.

Como se ilustra en la figura, se encuentran varios arreglos de pixels cuyos valores son diferentes, los cuales forman figuras irregulares denominadas cada una, patrón espacial. Dichos patrones tienen una dimensión (profundidad) espectral, pues se manifiestan a través de las 4 bandas de la imagen. Cualquier arreglo (físico) de pixels forma un patrón espacial que puede estar compuesto desde por uno, hasta por todos los pixels que constituyen la imagen, sin importar su valor o vecindad con otros.

Por ejemplo, si observamos la banda 3 de la imagen anterior, podremos ver que hay varios pixels con valor 56, esto es porque tal vez dicho valor sea parte del borde de un objeto o quizás sea parte del mismo objeto. A estos valores se les llama patrones espaciales.

Dentro de esta enorme variedad de patrones espaciales se encuentran algunos de ellos que son de gran importancia en el análisis de imágenes digitales. Para explicar esto con mayor precisión se introducirá el siguiente concepto:

Clase de Patrones: Conjunto de patrones con características similares

Esta definición se aplica tanto a patrones espaciales como espectrales. Finalmente una clase de patrones es un patrón espacial, sin embargo, donde los pixels que componen dicho patrón están sujetos a cumplir con una o varias propiedades similares que son dadas de acuerdo con un objetivo particular; esto quiere decir, que el universo de patrones espaciales se reduce a uno manejable y que tiene relación directa con la escena. Del mismo modo, cada objeto de la escena tiene una respuesta espectral que lo distingue de los demás, así que se pueden agrupar pixels de acuerdo con esta propiedad, y con esto lograr detectar objetos en la escena.

Cuando agrupamos pixels espectrales, se tiene un patrón espacial y viceversa, la interrelación entre unos y otros es estrecha, dada la naturaleza espacial y espectral de la imagen digital multiespectral.

Por lo que se ha explicado anteriormente, podría hablarse también de clase espectral y clase espacial. En la clase espectral, las características similares están relacionadas únicamente con las propiedades espectrales de los pixels, mientras que en la clase espacial se refieren a las relaciones espaciales que guardan los valores de los pixels entre sí. Por tanto, los diferentes objetos presentes en una imagen están caracterizados por patrones espaciales o espectrales; los objetos del mismo tipo forman una clase.

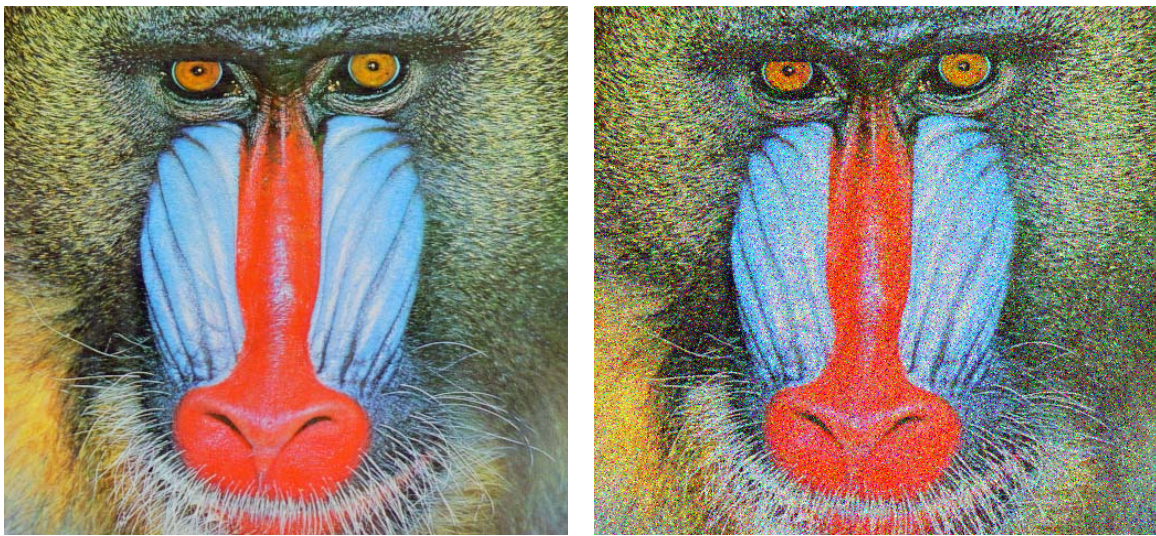
3.4 Ruido y Artefactos

Cuando se captura una imagen o cuando se le aplica una transformación a ésta, es posible que se generen patrones ajenos a la escena, por ello se dará la siguiente definición:

Artefacto: Patrón espacial o espectral presente en la imagen, cuya ocurrencia es azarosa y ajena a la escena respectiva.

Mediante este concepto, se dice entonces que un artefacto es un elemento que se introduce en la imagen digital, el cual no tiene relación con los objetos del sistema físico que se esté estudiando. Este elemento puede introducirse por error o limitación de una transformación aplicada a la imagen, o bien, por algún mal funcionamiento del sistema sensor y ocurre de manera aleatoria o casual.

En la figura 3.8 se observa que la imagen que corresponde al inciso b) presenta pequeños puntos dispersos inmersos en la imagen, los cuales no están relacionados con la imagen, esto es lo que se conoce como ruido.



a)

b)

Figura 3.8. a) Imagen original, b) Imagen con ruido

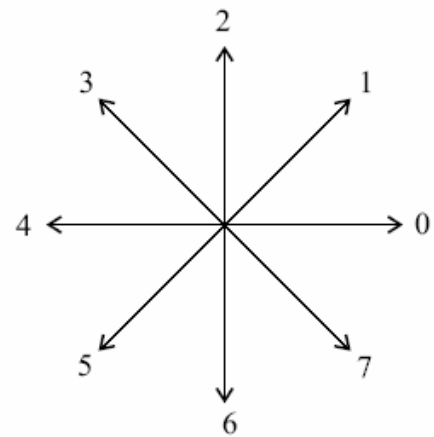
Para reconocer que existe un artefacto, es necesario conocer la escena caracterizada por la imagen. Asimismo, no debe confundirse un artefacto con el ruido, ya que el mecanismo físico de éste, es relativamente bien conocido y generado por un proceso estocástico, es predecible y modelable matemáticamente.

Del mismo modo que un artefacto, el ruido es un patrón espacial que tampoco tiene relación con la escena, pues su comportamiento y propiedades estadísticas son obtenibles a partir de la imagen o del proceso de generación de ésta.

3.5 Relaciones de Vecindad

Para explicar cómo son las relaciones de vecindad, ilustraremos la figura 3.9, en la cual se observa una imagen de 12 x 12 pixels, con un contorno no cerrado determinado por aquellos pixels, cuyo valor es uno.

| | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|----------|---|---|---|---|
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |



Código de Freeman

Cadena de Freeman: 44544606546600076600002322113

Figura 3.9. Cadena de Freeman del segmento definido por los unos a partir del remarcado en negrilla. (Lira, 2002)

A continuación se presenta una tabla, en la que se explica cómo está compuesto el arreglo numerado de ocho direcciones:

| | |
|---|---------------------------|
| 0 | Horizontal a la derecha |
| 1 | Diagonal |
| 2 | Vertical hacia arriba |
| 3 | Diagonal |
| 4 | Horizontal a la izquierda |
| 5 | Diagonal |
| 6 | Vertical hacia abajo |
| 7 | Diagonal |

Tabla 3.1. Direcciones del Código de Freeman.

Dicho arreglo, se denomina **Código de Freeman**; en dicho código, una dirección es principal únicamente si pasa el centro de un conjunto de pixels alineados y contenidos en la imagen, en cualquier otra situación diferente a ésta determina una dirección secundaria no especificada en el código de Freeman (Lira, 2002).

Ahora bien, sea un píxel \mathbf{p} con coordenadas (i,j) , por lo tanto, sus primeros próximos vecinos son los que tienen las siguientes coordenadas: $(i + 1, j)$, $(i, j - 1)$, $(i - 1, j)$, $(i, j + 1)$, es decir, aquellos vecinos que tengan las direcciones horizontales y verticales (0, 2, 4, 6) especificadas en el Código de Freeman; a éste grupo de pixels lo llamaremos $N_4(\mathbf{p})$. Los segundos próximos vecinos de \mathbf{p} son los que se encuentran localizados en las diagonales principales (1, 3, 5, 7) del Código de Freeman, sus coordenadas son las siguientes: $(i+1, j-1)$, $(i-1, j-1)$, $(i-1, j+1)$, $(i+1, j+1)$; a éste grupo lo denominaremos $N_D(\mathbf{p})$. La unión de los grupos $N_D(\mathbf{p})$ y $N_4(\mathbf{p})$ forman los 8 primeros vecinos de \mathbf{p} y son designados como $N_8(\mathbf{p})$; es decir $N_8(\mathbf{p}) = N_D(\mathbf{p}) \cup N_4(\mathbf{p})$

3.6 Segmentación

Una imagen digital presenta una variedad de patrones que se relacionan directamente con los objetos de la escena, sin embargo hay otros patrones que no tienen este significado, por ello, para estudiar con mayor precisión estos últimos patrones es necesario separarlos del resto de la imagen; esta separación puede ser real o virtual (Lira, 2002).

Cuando los pixels están referidos a un patrón, están asignados a una imagen intermedia en donde éstos ocupan sus mismas posiciones relativas, resultando tantas imágenes como patrones se deseen separar, tal como se observa en la figura 3.10. Es entonces cuando se habla de un proceso real.

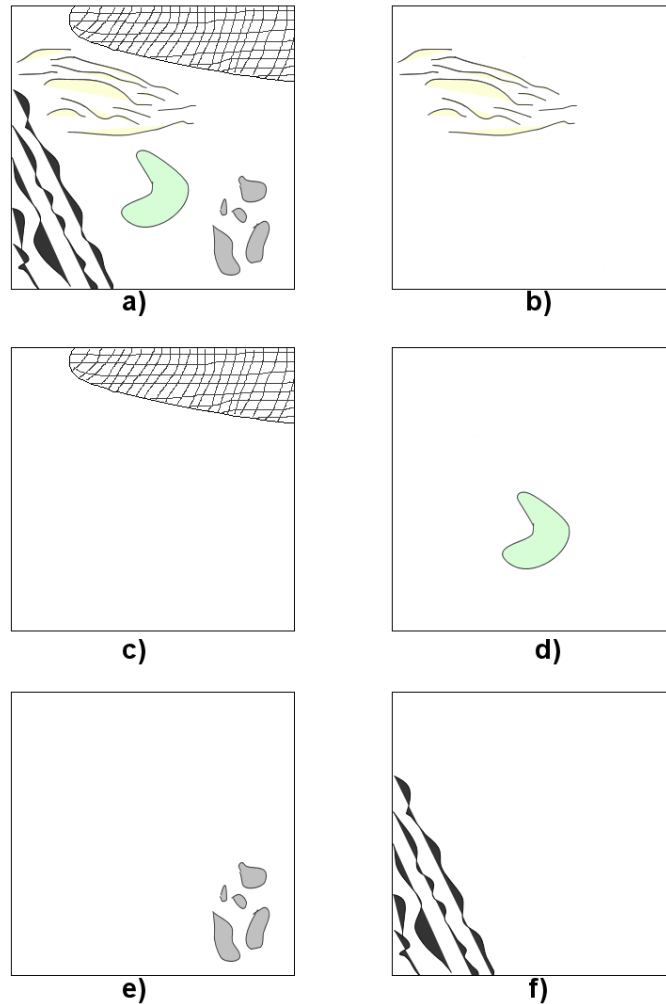


Figura 3.10. El inciso a) muestra la segmentación de una imagen por partes, las imágenes que le siguen, son las componentes de la primera, b) Campos de cultivo, c) Ciudad, d) Embalse, e) Vegetación y f) Cuerpos de agua

En cambio, en el proceso virtual, es cuando los pixels del patrón se etiquetan únicamente como pertenecientes a una clase dada o si todos sus valores se cambian a uno predefinido, esto sin separarse de la imagen original. Entonces, cuando se requiere realizar la separación de un patrón, ésta depende del modelo que se haya fijado para él.

Una vez que se han introducido estos conceptos, se puede agregar la siguiente definición:

Segmentación: Partición de una imágenes en regiones (figuras 3.10 y 3.11) que pueden o no tener un significado relativo a la escena relativa.

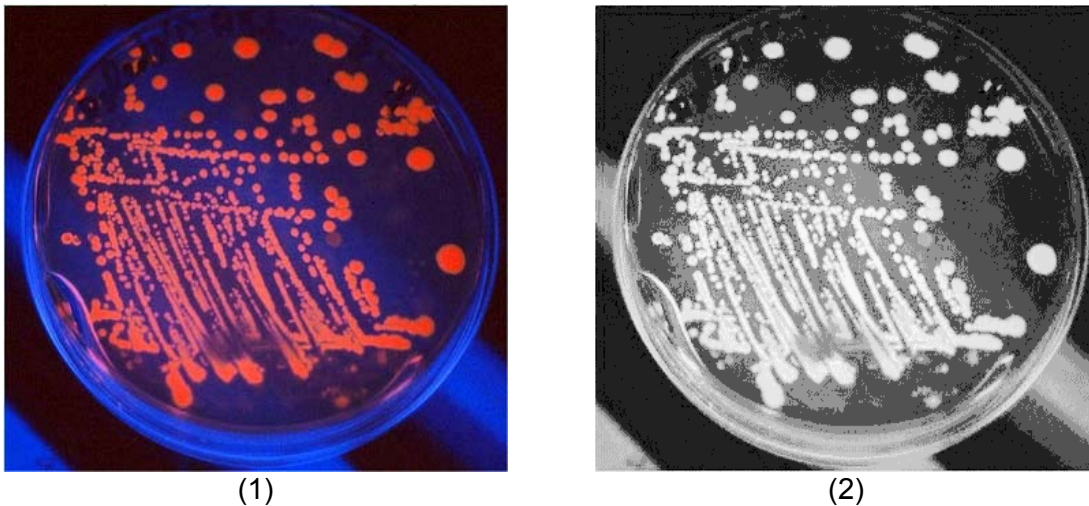


Figura 3.11. En la imagen (1) se muestra la imagen original de unas bacterias resaltadas por el color rojo, en la imagen (2) se muestra la segmentación hecha por el clasificador ISODATA, en la cual se observa que separa las clases que encuentra iguales, en este caso las bacterias que se observan en un tono color blanco y el utensilio que las porta en otro tono un poco más oscuro.

Es posible que la partición sea real o virtual y de acuerdo con la definición se puede decir que en cuanto a las regiones, no se requiere necesariamente que tengan una relación directa (significado) con los objetos de la escena.

Dicho en otras palabras, supóngase que se tiene una banda de una imagen multiespectral, y en dicha banda se encuentran algunos pixels cuyo valor está entre 37 y 46. Si estos valores se cambian a 1, el resultado es una región segmentada de la imagen y si además este intervalo de valores de radiancia determina la respuesta

espectral de un objeto de la escena, entonces como se explicó anteriormente, la región tiene un significado.

Sin embargo, si lo que se requiere segmentar es el contenido del ruido de una imagen, el resultado es una región que no se relaciona con ninguna de la escena.

3.7 Textura

Para analizar el concepto de textura, supongamos que graficamos una banda cualquiera de una imagen multiespectral en un espacio de tres dimensiones, colocando en el plano x-y la posición de cada pixel y en el eje z su valor, obteniendo de esta manera una superficie (figura 3.12) con los siguiente atributos espaciales: suave donde los pixels cambian poco su valor y rugosa donde los pixels cambian rápidamente.

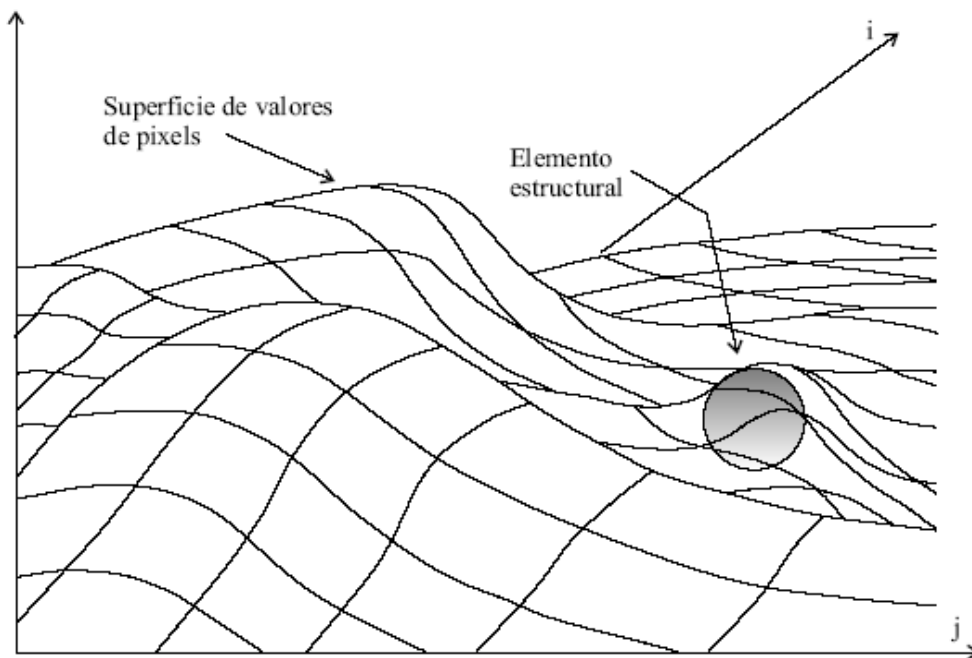


Figura 3.12. Superficie generada por los valores de los pixels de la banda de una imagen.

Si cambian los valores de los pixels en forma relativamente rápida, en una zona de la imagen, para una dirección dada, el resultado en la superficie (figura 3.13) mencionada

es una sucesión de crestas y valles cuya amplitud y alternancia determinan la rugosidad del área. La definición de textura es la que sigue.

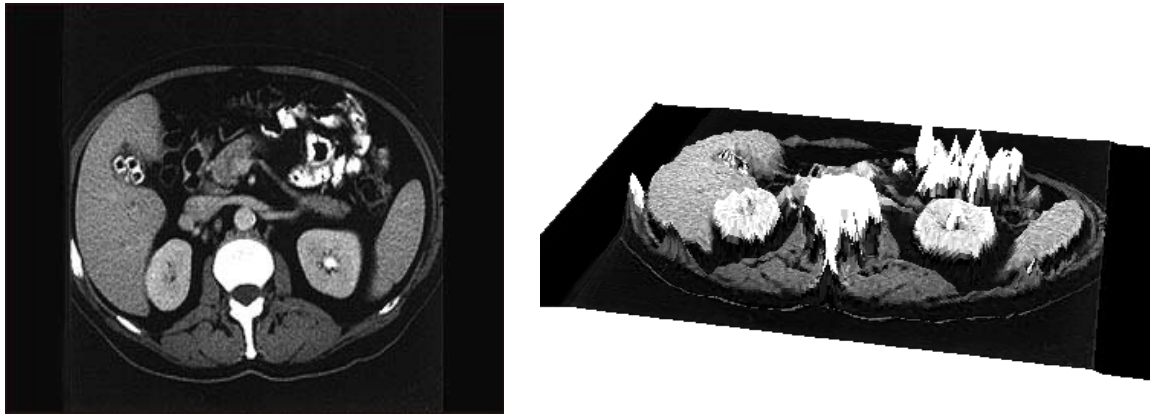


Figura 3.13. La imagen del lado izquierdo muestra la tomografía de una vesícula en su forma original, y la imagen del lado derecho muestra la superficie de la textura. La ubicación de cada pixel se efectúa en el plano x-y, mientras que su valor lógico se grafica en z. Dicha superficie cuenta con una exageración vertical de 5.0.

Textura - Manifestación espacial organizada de un arreglo local de tonos (pixels) de la imagen.

La textura es local y se manifiesta diferente de banda a banda de la imagen multiespectral; depende de la escala a la que se observe la escena y es posible que varias subtexturas compongan una de otra dimensión; puede cambiar de un lugar a otro de la imagen. La textura cuenta con tres características básicas:

1. Un cierto orden local se repite sobre una región que es relativamente grande comparada con el tamaño del orden.
2. El orden consiste en un cierto arreglo de partes elementales.
3. Las partes están formadas de entidades aproximadamente uniformes y pueden ocurrir en cualquier dirección. Dichas partes tienen más o menos las mismas dimensiones dentro de la región de textura.

3.8 Elementos de Análisis

El propósito de analizar una imagen digital es la cuantificación de los patrones que la componen (Lira, 1995), es decir, evaluar sus propiedades morfológicas (tales como área, perímetro, forma, textura, excentricidad, etc.) y estadísticas, como desviación estándar, matrices de covarianza y correlación, etc.

En muy pocas ocasiones se requiere de un estudio exhaustivo de dichos patrones, más bien en la mayoría de los casos únicamente es necesario cuantificar un subconjunto de ellos en el marco de un problema dado.

Para entender mejor esto, se introduce la siguiente definición:

Reconocimiento de Patrones. Es la búsqueda de estructuras (clases) en la imagen, donde ésta se encuentra formada por todos los datos (pixels) generados por el sistema sensor.

En dicha definición se identifican 3 elementos:

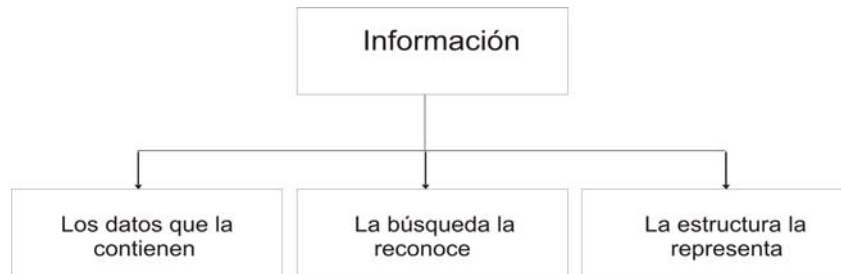
Búsqueda – Técnicas para procesamiento de datos; depende de estos últimos, de los modelos que se utilicen para representarlos y de las estructuras que se esperan encontrar.

Datos – Salidas del sistema sensor; contienen información sobre el proceso que los generó.

Estructura – Es la forma en que la información puede ser organizada de tal manera que son identificadas las relaciones entre las variables del proceso.

Por tanto, una imagen digital multiespectral presenta cierta riqueza de información sobre la escena observada. El objetivo entonces del reconocimiento de patrones es sintetizar dicha imagen y presentarla de una manera que sirva como alimento al modelaje de la escena y al comportamiento físico correspondiente.

Ahora, en cuanto a la información de la imagen, es posible plantear lo siguiente:



Por lo expuesto anteriormente, se puede decir que el reconocimiento de patrones, es el resultado de haber aplicado una o varias métricas a las propiedades que caracterizan los patrones o clases de patrones presentes en una imagen.

Las propiedades y las métricas deben ser previamente definidas por medio de modelos matemáticos pertinentes.

Por otra parte, una de las grandes áreas del reconocimiento de patrones es la referida a la clasificación de los mismos; ésta puede ser de dos tipos: clasificación no-supervisada y clasificación supervisada.

La clasificación no-supervisada es una definición que se utiliza principalmente para análisis de cúmulos. Este método es de segmentación, sin embargo, dicha segmentación seguida de una identificación de cada cúmulo que vaya de acuerdo con los objetos de la imagen, logra constituir una clasificación. Para ejemplificar esto, se introducirá el siguiente tema.

3.8.1 Análisis de Cúmulos

Sea $\mathbf{R} = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$ el conjunto de pixels de una imagen multiespectral, donde n es el número total de pixels que la conforma.

Entonces, el análisis de cúmulos en \mathbf{R} significa la determinación de un entero c , tal que:

$$2 \leq c \leq n \quad (1 - 3)$$

donde c es el número de cúmulos, y la definición de una partición (segmentación) de \mathbf{R} en c subconjuntos (cúmulos) de \mathbf{R} mutuamente exclusivos y colectivamente exhaustivos.

Del mismo modo, se supone que los pixels contenidos en cada cúmulo, son espectralmente más similares, mientras que los pixels de cúmulos diferentes no son tan similares, por tanto, es importante proporcionar una medida de similaridad antes de iniciar el análisis.

Cuando se genera un resultado del proceso anterior se revela una cierta estructura en los pixels de la imagen, y ésta puede indicar una asociación entre éstos.

Si los pixels presentan una asociación, presumiblemente significa que están relacionados con regiones de la escena y presentan propiedades espectrales parecidas.

Se dice que la identificación del cúmulo es directa cuando un determinado patrón o clase está asociado con un objeto cuyos pixels se encuentran cercanos en valor. Es decir, cuando se segmenta una imagen en cúmulos, se desea que la misma subestructura exista en el proceso que genera los pixels (en otras palabras, la imagen).

Asimismo, la determinación del valor de c en el análisis de cúmulos, está directamente relacionada con la complejidad o heterogeneidad de la imagen (Lira, 1995). Cabe mencionar entonces, que el análisis de cúmulos está basado en la identificación de grupos de pixels con valores similares.

Como se definió anteriormente, los pixels constituyen en patrones espectrales, por tanto, el análisis de cúmulos se le conoce también como clasificación espectral no supervisada.

Por otro lado, la clasificación supervisada, forma parte también del reconocimiento de patrones, y es conocida de igual forma como clasificación espectral supervisada.

Cuando se habla de clasificación se parte de la teoría de que diferentes objetos están caracterizados por respuestas espectrales diferentes y que una clase de objetos tiene asociada una respuesta promedio llamada firma espectral.

Con base en estas suposiciones es factible crear una segmentación de la imagen, con ciertas limitaciones, donde cada región represente una clase espectral formada por objetos de propiedades espectrales similares.

Sea \mathbf{S} el espacio de datos a partir del cual \mathbf{R} ha sido extraído, en otras palabras, $\mathbf{R} \subseteq \mathbf{S}$, entonces:

Una **clasificación supervisada** para \mathbf{S} es un dispositivo (operación) a través del cual \mathbf{S} es particionado en c regiones de decisión. Mucho depende la representación explícita de dichas regiones de la naturaleza de \mathbf{S} , al igual que la manera en que se formen y del modelo que se escoja para ello (Lira, 1995). Los datos del subespacio \mathbf{R} en el diseño del clasificador también depende de estos factores.

Se considera a los pixels que contiene \mathbf{R} como los datos (pixels) prototipo y son empleados para determinar el valor explícito de las regiones de decisión a partir de las cuales se segmentan y clasifican los pixels de la imagen.

En algunos casos, se define una colección de subespacios R_1, R_2, \dots, R_c , para este tipo de clasificación y esto se realiza asignando uno para cada objeto o clase espectral en que se desee particionar la imagen.

Se supone que las R_i contienen los pixels prototipo de cada clase y que son identificados explícitamente por algún mecanismo externo al clasificador.

Entonces, las clases espectrales en la clasificación supervisada son identificadas previamente, mientras que en la clasificación no-supervisada se hace a posteriori.

Por último, de acuerdo con el planteamiento descrito, las R_i pueden provenir de un análisis de cúmulos previo, seguido de una identificación de las clases con las que están relacionadas, y finalmente alimentar al clasificador supervisado.

Por otra parte, la clasificación espectral puede realizarse de manera puntual o contextual. De forma puntual es cuando se clasifica un píxel en función de sus propiedades espectrales. De manera contextual, es cuando un píxel se clasifica conforme el contexto espectral en el que se encuentra.

Asimismo, es posible llevar a cabo la clasificación bajo un esquema booleano:

píxel \rightarrow una clase

ó bien, emplear lógica borrosa mediante una función de membresía que determina la probabilidad de pertenencia de un píxel a una o varias clases.

El método de lógica borrosa, es el que se utiliza para esta investigación, el cual se explicará con mayor detalle en el capítulo 4.

CAPITULO 4

EXPANSIÓN DE LA IMAGEN

4.1 Expansión Canónica

En una imagen multiespectral, una representación canónica está dada por la siguiente expresión:

$$Y_i(k, l) = \mu_i^Y + \sum_{i=1}^M a_{ij} X_i(k, l), \quad \forall i = 1, 2, \dots, \gamma \quad (4.1-1)$$

Donde $\mu^y = \{\mu_1^y, \mu_2^y, \dots, \mu_\gamma^y\}$ es el vector que representa la media de la imagen multiespectral $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, compuesto por γ bandas. Las funciones bidimensionales X_1, X_2, \dots, X_m son variables no-correlacionadas de media cero y son las bandas por medio de las cuales una imagen está representada, en este caso se consideran tres bandas para la expansión: $\{X_1, X_2, X_3\}$.

La imagen consta de una dimensión de $N \times M$ pixels. Los coeficientes a_{ij} , son funciones deterministas y el término (k, l) son las coordenadas de un píxel en la imagen (Lira, 2001).

La expansión canónica es una variante de la transformación Karhunen-Loeve (KL), Hotelling o Transformación de Eigenvector, porque la imagen de salida está referida a un espacio creado por los eigenvectores, aunque con un carácter mucho más específico, porque incluye información acerca del comportamiento estadístico de las clases de patrones de la imagen multiespectral.

Para este trabajo se proponen las siguientes bandas canónicas:

Primera variable $\rightarrow X_1 = \text{Albedo}$

Segunda variable $\rightarrow X_2 = \text{Índice de vegetación NDVI}$

Tercera variable $\rightarrow X_3 = \text{Textura}$

Dichas bandas fueron consideradas por sus características las cuales se mencionan a continuación. Los barredores multiespectrales registran la radiación electromagnética

reflejada por una superficie, la cual es determinada por la propiedad del albedo (Floyd, 1978). El albedo responde a un cambio en la densidad de vegetación de una zona. Esto quiere decir que cuando presenta mayor densidad de vegetación, el valor del albedo es menor, y por el contrario, cuando presenta poca o un grado nulo de vegetación, el valor del albedo aumenta (Hevia, 2002). Así entonces, en suelos desnudos el albedo es alto tal como lo es también en zonas urbanas donde la vegetación está ausente.

En el caso del índice de vegetación, NDVI, se utiliza por las propiedades que muestra, ya que su uso principal se encuentra en la evaluación del vigor de vegetación y humedad a partir de imágenes satelitales de mediana y alta resolución (Lira y García, 2003).

Por último, la textura, que aporta datos de gran importancia, ya que la textura rugosa en el área ocupada por la ciudad con respecto a la rugosidad localizada en áreas rurales es diferente. Por lo tanto, la rugosidad de la textura es una variable apropiada para segmentar zonas urbanas. Estas tres bandas canónicas, se explicarán más a detalle en las siguientes secciones.

4.1.1 Albedo

El análisis de componentes principales de una imagen multiespectral genera una representación canónica en términos de un sistema ortonormal de coordenadas. Este sistema es abarcado por los eigenvectores de la matriz de covarianza de la imagen multiespectral. Sea f la imagen multiespectral con matriz de covarianza K_f , entonces la expansión canónica estará dada por la siguiente expresión:

$$g_i(k, l) = \sum_{j=1}^{\gamma} f_j(k, l)A(i, j), \quad \forall i = 1, 2, \dots, \gamma \quad (4.1.1-1)$$

Donde g es la imagen multiespectral generada por el análisis de componentes principales de la imagen de entrada f . Las bandas de g forman un sistema de variables no correlacionadas nombradas componentes principales. Los eigenvectores \hat{e}_i y los eigenvalores λ_i satisfacen la ecuación:

$$\lambda_i A(i, j) = \sum_{k=1}^{\gamma} K_f(i, k) A(i, k), \quad \forall i, j = 1, 2, \dots, \gamma \quad (4.1.1-2)$$

Donde el eigenvector $\hat{\mathbf{e}}_i$, dado por la γ -tupla $(e_{i1}, e_{i2}, e_{i3}, \dots, e_{i\gamma})$, es referido a la primera componente principal. En notación matricial la ecuación que representa a los eigenvectores $\hat{\mathbf{e}}_i$ y a los eigenvalores λ_i , está dada por:

$$[K_f - \Lambda I] \mathbf{A} = 0 \quad (4.1.1-3)$$

El operador \mathbf{A} es el kernel compuesto por los eigenvectores $\hat{\mathbf{e}}_i$: $\mathbf{A}_{ij} = (\hat{\mathbf{e}}_i)_j$, \mathbf{I} es la matriz identidad y Λ es la matriz diagonal formada por los eigenvalores, $\Lambda_{ij} = \lambda_i \delta_{ij}$. Los eigenvectores son linealmente independientes y normalizados a la unidad: $\hat{\mathbf{e}}_i \cdot \hat{\mathbf{e}}_i = \delta_{ij}$.

En la ecuación (4.1.1-3) se introduce una variante para utilizar un conjunto de pixels relacionados a clases espectrales específicas. En esta variante, la matriz de covarianza es generada usando tal conjunto. Dicho conjunto es obtenido utilizando un polígono, el cual contiene un grupo de pixels de la clase deseada, en este caso, el polígono a extraer contiene una porción de la ciudad. Se obtiene la matriz de covarianza K_c de este conjunto de píxeles y se calcula a su vez \mathbf{A}' que es el nuevo kernel generado por los eigenvectores de K_c .

Por lo escrito anteriormente, se obtiene la siguiente ecuación:

$$[K_c - \Lambda_c I] \hat{\mathbf{e}}_i^c = 0 \quad (4.1.1-4)$$

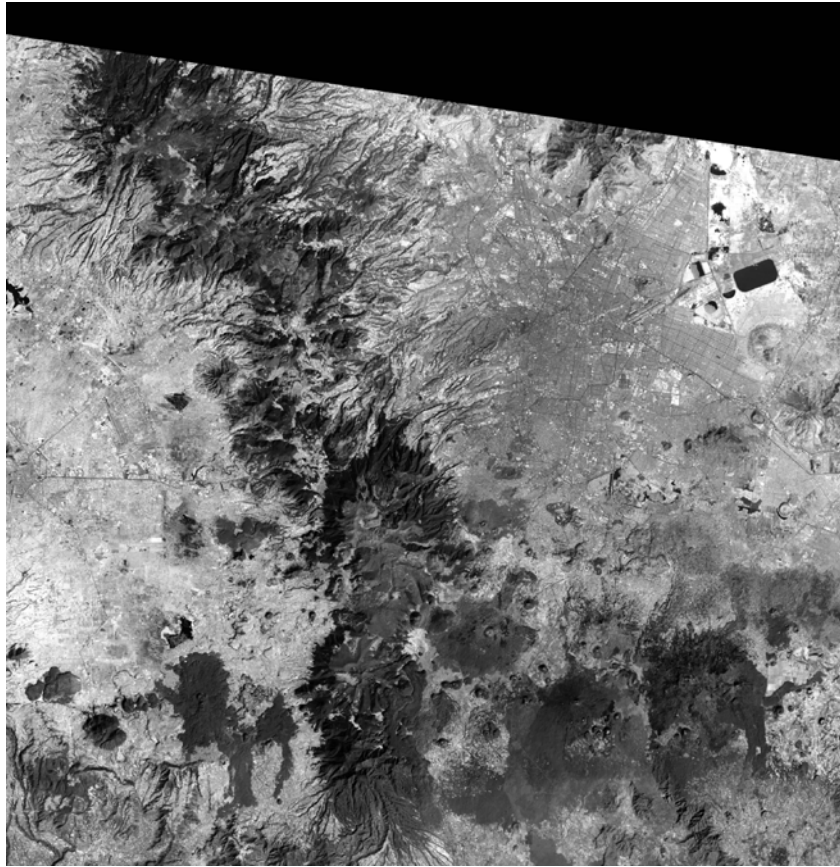
Entonces es posible interpretar que la imagen de entrada g puede ser expandida por medio del sistema de componentes principales (eigenvectores) y que ha sido definida por g , según la ecuación (4.1.1-4). Por lo anterior, para estimar el albedo de una zona o región, es necesario obtener la primera componente principal (Lira, 2001).

La reflectividad de elementos urbanos (edificios, calles) es en general más alta que la reflectividad en áreas rurales. Por lo tanto, el albedo es un elemento para discriminar la ciudad del resto de la imagen. El albedo designa el total de la reflectividad de una

superficie, y es el cociente de la energía reflejada con respecto a la energía incidente (Floyd, 1978). El albedo de la ciudad es calculado de acuerdo con las expresiones arriba descritas (4.1.1-4). En otras palabras, para obtener nuestra primera variable, se utilizó un espacio que presentara una área urbana de alta densidad en la imagen. Se extrajo un conjunto de pixels comprendidos en esa área a partir de las bandas de la imagen multiespectral. El análisis de componentes principales se aplicó al conjunto de pixels y se obtuvo un kernel. Subsecuentemente, dicho kernel se aplicó a toda la imagen multiespectral. La idea central de este análisis es reducir la dimensión de un conjunto grande de datos relacionados, pero reteniendo tanto como sea posible la variación del conjunto original (Schowengerdt, Robert A. 1997). Para imágenes Landsat TM, las primeras tres componentes acumulan cerca del 100% de la variancia de las bandas originales. Entonces, el análisis de componentes principales confirma la dimensionalidad intrínseca de imágenes TM, la cual es de tres. Por otro lado, debido a que el tamaño de píxel de la banda 6 es diferente, ésta no fue incluida en dicho análisis. La primera componente de esta aplicación es el albedo de la ciudad. Esta es nuestra primera variable X_1

En la siguiente figura se muestra el albedo calculado con el método anteriormente descrito aplicado a la imagen del 20 de Febrero de 1998.

Figura 4.1.1. Albedo, Imagen del 20 de Febrero de 1998



En la figura 4.1.1 se observa que en la banda que corresponde al albedo, se muestran las zonas con mayor reflectividad, las cuales son áreas que presentan cierto grado de degradación del suelo, es decir son áridas o semi-áridas. Las zonas boscosas al oeste de la ciudad aparecen con un albedo pequeño. También se puede observar la relación que existe entre los niveles de gris de la imagen y el albedo, pues se verifica lo que se dijo en un principio, para valores pequeños del albedo le corresponden niveles de gris oscuros, mientras que para valores más grandes del albedo le corresponden niveles de gris claros.

4.1.2 Índice de vegetación: *NDVI*

El Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada se utiliza para estimar el vigor de la vegetación verde en el:

- Crecimiento de las plantas (vigor),
- Cobertura de vegetación y la
- Producción de biomasa

Ya que dicho índice está relacionado con la actividad fotosintética de la vegetación.

El área ocupada por el crecimiento urbano está en la mayoría de las veces privado de vegetación. El empleo de índices, calculados a partir de la reflectividad en diferentes bandas, que nos indiquen la abundancia y estado de la vegetación se basan en el comportamiento reflectivo peculiar de la vegetación. La firma espectral característica de la vegetación sana muestra un fuerte contraste entre la baja reflectividad en el rojo y la alta reflectividad en el infrarrojo de longitud de onda más corta.

Estudios previos han comparado los índices de vegetación basados en varios criterios, pero aún no queda claro cuál es el mejor para aplicaciones generales. En algunos experimentos, el NDVI supera todos los demás índices; para otros es menos exitoso. Es claro que, a pesar de muchos análisis que han intentado desarrollar alternativas, el NDVI permanece como uno de los indicadores más efectivos para evaluar el vigor y el contenido de humedad de la vegetación (Ünsalan y Boyer, 2004).

Para medir este índice de vegetación se recurrió al ya conocido NDVI, el cual es muy utilizado en diversos estudios porque emplea la conversión de la reflectividad registrada por la percepción remota de los tipos de vegetación de la superficie. En este trabajo no se consideraron parques y áreas verdes como parte de la ciudad. Aunque han sido muchos índices propuestos en la literatura, el NDVI permanece como uno de los más populares en aplicaciones de sensores remotos (Ünsalan y Boyer, 2004)

4.1.2.a Cálculo del NDVI

El índice NDVI se calcula con bandas de imágenes de satélite, aprovechando las características únicas del reflejo de la vegetación verde (McFeeters, S.K., 1996).

La vegetación verde vigorosa tiene una respuesta característica a los sensores remotos:

- La vegetación verde vigorosa absorbe el componente rojo visible (0.61-0.68 μm) del espectro por la clorofila, reflejando así muy poca energía solar con respecto a otras coberturas posibles.
- Por otro lado, la vegetación verde vigorosa tiene una gran reflectancia de la energía solar para el componente infrarrojo cercano (0.78-0.89 μm) del espectro, debido a las paredes de las células llenas de agua de las hojas.
- En contraste, la vegetación senescente refleja más energía en el componente rojo visible, y menos en el infrarrojo cercano, invirtiendo así la respuesta de la vegetación verde vigorosa.

En los sensores remotos más conocidos, como LANDSAT y SPOT, dos de las bandas obtenidas en imágenes multi-espectrales son precisamente la roja y la infrarroja, por lo que el cálculo del NDVI se expresa como una operación de bandas:

$$\text{NDVI} = \frac{\text{Infrarrojo cercano} - \text{Rojo}}{\text{Infrarrojo cercano} + \text{Rojo}} \quad (4.1.2-1)$$

Lo que esencialmente aísla el crecimiento dramático de la respuesta del infrarrojo cercano sobre el rojo, normalizando el resultado al dividir entre la suma de ambas respuestas, lo que arroja un índice que varía entre -1 (nula vegetación) y 1 (vegetación verde vigorosa) (McFeeters, S. K., 1996).

El índice de vegetación fue derivado usando las bandas 4 y 3 de las imágenes multi-espectrales empleadas en el presente trabajo. A continuación se presenta el cálculo del NDVI para la imagen del 20 de Febrero de 1998. Los datos fueron procesados en el programa IDRISI v.15¹. El resultado se muestra en la siguiente figura:

¹ <http://www.clarklabs.org>

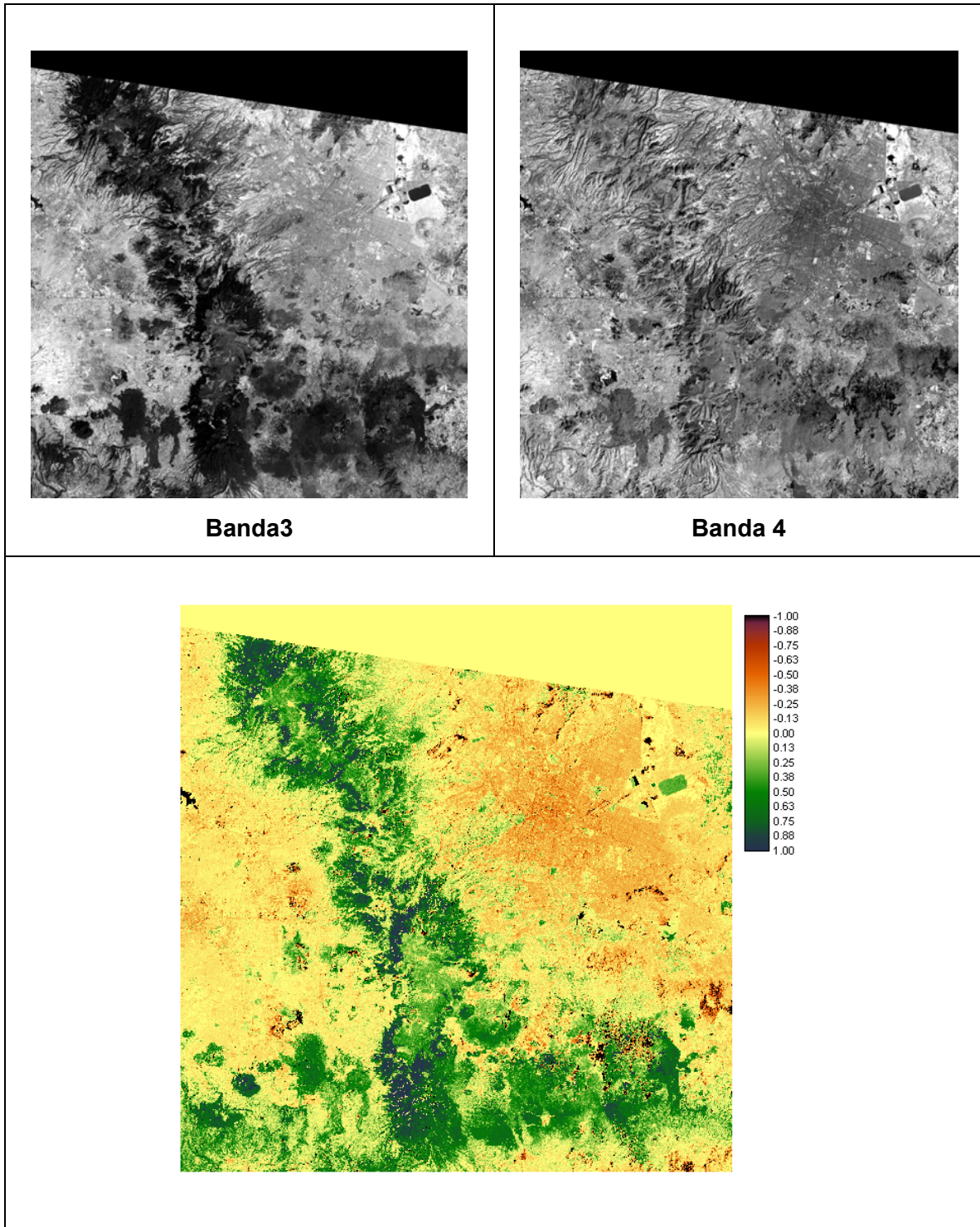


Figura 4.1.2. NDVI de la imagen multi-espectral

La figura 4.1.2 muestra la imagen resultante del índice de vegetación NDVI. En ella podemos observar el rango de colores que abarca la imagen. En tonalidades verdes se observa que el índice de vegetación tiende a 1, lo que se verifica con lo dicho anteriormente. También se verifica que en tonalidades un tanto rojas, el índice tiende a un valor negativo, lo que indica que la vegetación es nula.

4.1.3 TEXTURA (OPERADOR DIVERGENCIA)

4.1.3.a Campo vectorial de una imagen multi-espectral

Considérese una *lattice* rectangular discreta $L \equiv \{1, \dots, M\} \times \{1, \dots, N\}$. En L se localiza una subregión rectangular denominada *Campo Instantáneo de Vista* (CIV), véase capítulo 3. Dicha subregión tiene asociado un vector η -dimensional $(b_1, b_2, \dots, b_\eta)$ el cual es generado por un sensor multi-espectral y a su vez representa las propiedades espectrales promedio de un CIV. Este vector es denominado elemento de imagen (pixel) de la propia imagen multi-espectral. Sea la imagen multi-espectral formada por el grupo de pixels de acuerdo con el conjunto

$$g_i = \{b_i(k,l)\}, \forall i \in \mathbb{N} \quad (4.1.3-1)$$

El valor de i es el conjunto $\{1, 2, \dots, \eta\}$ que representa la colección de bandas de la imagen multi-espectral y (k,l) son los enteros que representan las coordenadas de un pixel de imagen y que pertenecen al siguiente conjunto

$$(k,l) \in A \equiv \{(s,t) \mid (s,t) \in \mathbb{N}, 1 \leq s \leq M; 1 \leq t \leq N\} \quad (4.1.3-2)$$

El tamaño de la imagen corresponde a (M,N) en las direcciones (x,y) respectivamente. Los valores de un pixel pueden asumir valores enteros de acuerdo con el conjunto

$$b_i \in B \equiv \{p \mid p \in \mathbb{N}, 0 \leq p \leq 2^m - 1\}, \forall i \quad (4.1.3-3)$$

Donde $m \in \mathbb{N}$, y $7 \leq m \leq 12$ en imágenes multi-espectrales.

Por otro parte, sea X_i el conjunto

$$X_i \equiv \{x_i \mid x_i \in \mathbb{N}, 0 \leq x_i \leq 2^m - 1\}, \forall i \quad (4.1.3-4)$$

Entonces, el producto cartesiano $X^n = X_1 \times X_2 \times \dots \times X_\eta$ define el conjunto de las η -tuplas ordenadas $(x_1, x_2, \dots, x_\eta)$. Ahora, si retomamos el vector descrito arriba $(b_1, b_2, \dots, b_\eta)$ que representa los valores de pixel mediante las bandas de la imagen y lo igualamos a x_i :

$$x_i = b_i \quad (4.1.3-5)$$

Tendremos por tanto que $(b_1, b_2, \dots, b_\eta)$ es una η -tupla en este sistema cartesiano de coordenadas. A cada η -tupla $(b_1, b_2, \dots, b_\eta)$, se le asocia un vector

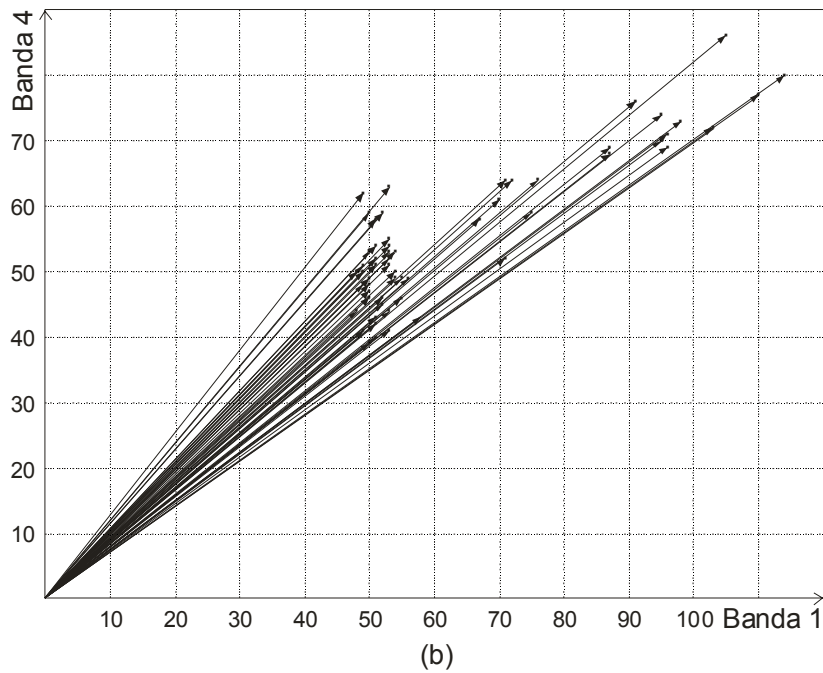
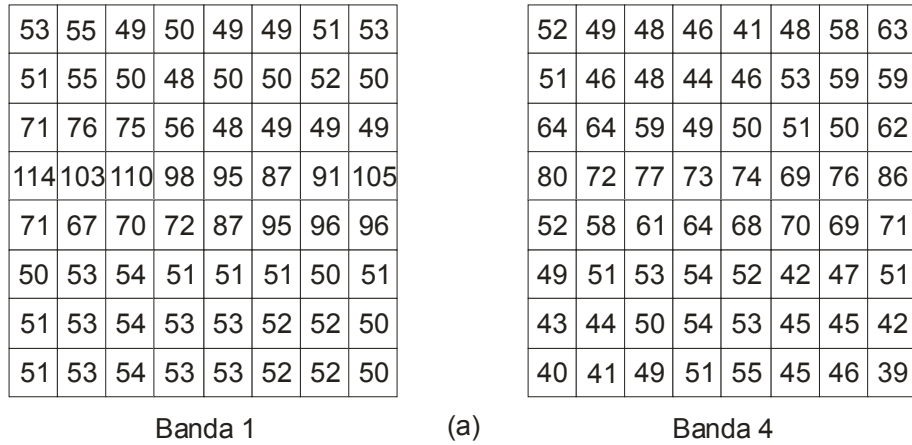
$$u: u(x_1, x_2, \dots, x_\eta) \Leftarrow (b_1, b_2, \dots, b_\eta) \quad (4.1.3-6)$$

Ahora, sea E un espacio discreto euclidiano η -dimensional, $E \in \mathbb{N}^\eta$. La dimensión del vector u está dada por la métrica euclidiana

$$\|u\| = \left[\sum_{i=1}^{\eta} x_i^2 \right]^{1/2} \quad (4.1.3-7)$$

La proyección de la imagen multi-espectral a un campo vectorial está dada por el conjunto de vectores $\{u(x_1, x_2, \dots, x_\eta)\}$. Cabe mencionar que no toda η -tupla $(x_1, x_2, \dots, x_\eta)$ del dominio $D(X^n) \in E$, tiene un vector asociado, y también que una η -tupla $(x_1, x_2, \dots, x_\eta)$ puede tener más de un vector asociado. En la figura 4.1.3a se muestran dos bandas de una imagen multiespectral, la banda 1 y la banda 4, en ellas aparecen los valores de sus pixels correspondientes; la gráfica que se encuentra debajo de ambas bandas expresa el campo vectorial que forman sus valores, es decir, el primer valor de la banda 1 se grafica contra el primer valor de la banda 4 y así para cada uno de ellos. El conjunto de estos vectores asociados a la imagen forman el espacio vectorial.

Figura 4.1.3a. Campo vectorial formado por dos bandas de la imagen multi-espectral.



4.1.3.b El operador divergencia

El operador divergencia (Arfken and Weber, 1995) de un campo vectorial η -dimensional \mathbf{u} se define como

$$\nabla \cdot \mathbf{u} = \sum_{i=1}^{\eta} \frac{\partial u_{x_i}}{\partial x_i} \tag{4.1.3-8}$$

Donde:

x_i es la i -ésima coordenada de un sistema cartesiano de coordenadas de un espacio euclidiano

u_{xi} es la componente del campo vectorial $u = u(x_1, x_2, \dots, x_\eta)$ a lo largo de la dirección definida por x_i .

Los vectores η -dimensionales son los pixels de la imagen multi-espectral de η -bandas. El campo vectorial u es el que forma el conjunto de estos vectores. Las derivadas que están involucradas en la ecuación (4.1.3-8) no pueden ser calculadas de manera analítica; por lo tanto, una aproximación por diferencias finitas debe ser introducida.

Del mismo modo, el operador divergencia mide el flujo de un campo vectorial. Dicho flujo está definido como la densidad de líneas de campo que pasa a través de un área unitaria δa .

Entonces, sea \hat{n} un vector unitario, normal al área δa , por consiguiente, el flujo para una superficie cerrada S está dado por

$$\phi = \iint_S u \cdot \hat{n} \delta a \quad (4.1.3-9)$$

Considérese un hipercubo de tamaño $\delta x_1 \delta x_2 \delta x_3 \dots \delta x_\eta$, donde δx_i es el lado que se encuentra a lo largo de la dirección de la coordenada x_i . Como una primera aproximación, el flujo que pasa a través de los lados del hipercubo está expresado como

$$\phi_{xi} = [u_{xi}(x_1, \dots, x_i + \delta x_i, x_{i+1}, \dots, x_\eta) - u_{xi}(x_1, \dots, x_i, x_{i+1}, \dots, x_\eta)] \delta x_1 \dots \delta x_{i-1} \delta x_{i+1} \dots \delta x_\eta, \forall x_i \quad (4.1.3-10)$$

Sumando todas las contribuciones del flujo $\phi_{xi}, \forall x_i$, y tomando el límite cuando $\delta x_i \rightarrow 0$, tenemos

$$\phi = \sum_{i=1}^{\eta} \frac{\partial u_{xi}}{\partial x_i} \quad (4.1.3-11)$$

Entonces, como resultado se obtiene que el cálculo de la divergencia del campo vectorial se realiza a través de la aproximación de diferencias finitas dada por la ecuación (4.1.3-10).

4.1.3.c La relación: variación de flujo \Rightarrow rugosidad de la textura

Una vez que se ha descrito el cálculo del operador divergencia, se puede decir que con base en la ecuación (4.1.3-10), el flujo puede resultar negativo, cero o positivo. Si se obtiene una cantidad nula, nos indicaría que no-flujo neto ha cruzado el hipercubo. Un ejemplo de ello, se puede expresar cuando se tiene una región de textura suave, la cual está formada por pixels de valores similares. Entonces, al representar el campo vectorial de la imagen multi-espectral, dichos pixels forman un cúmulo en una pequeña región con densidad homogénea, y cada vez que el centro del hipercubo coincida con uno de los pixels de tal tipo de cúmulo, es cuando no se detecta flujo neto. Por otro lado, cuando se tiene una cantidad negativa o positiva significa que un flujo neto cruza el hipercubo. Cuando la textura cambia de suave a rugosa se habla de un flujo positivo, o bien, cuando es de rugosa a suave, se habla de un flujo negativo. En resumen, supongamos que $u = \rho v$, donde ρ es la densidad de líneas de flujo del campo vectorial u . Para un volumen unitario, es decir, el hipercubo, la ecuación de continuidad es:

$$\frac{\partial^n \rho}{\partial x_1 \partial x_2 \dots \partial x_n} + \nabla \cdot (\rho v) = 0 \quad (4.1.3-12)$$

La ecuación (4.1.3-12) establece que el flujo neto del volumen indica un decremento de la densidad en el interior del volumen. La densidad ρ es un parámetro de rugosidad de la imagen de textura. Cuando existen valores altos de ρ , se asocian con texturas suaves; cuando hay valores bajos de ρ se asocian con texturas rugosas, es decir

$$\text{niveles de gris} \sim \partial \rho \quad (4.1.3-13)$$

Esto nos indica entonces, que las texturas suaves tendrán asociados niveles de gris de baja intensidad, o sea, cercanos a cero, en cambio las texturas rugosas tendrán asociados niveles de gris de mayor intensidad, es decir, cercano a 255. Por tanto, las

texturas suaves aparecerán en tonos oscuros de gris y las texturas rugosas aparecerán en tonos claros de gris.

4.1.3.d Cálculo del algoritmo divergencia

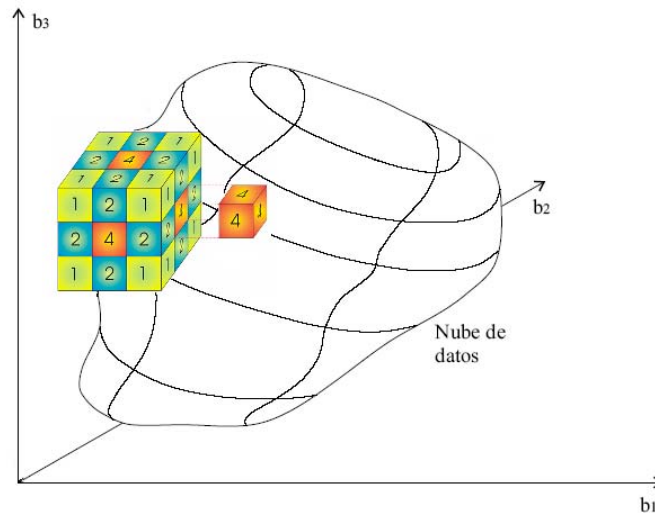
En la imagen multi-espectral, la construcción y el procesamiento del campo vectorial de la misma, se relacionan directamente con el número de bandas. Como se sabe, el campo vectorial de la imagen Landsat TM es de dimensión siete. Por ello, para reducir el número de dimensiones, se utilizaron las tres primeras componentes principales ya adquiridas anteriormente.

El primer paso, fue introducir estas tres bandas al programa de divergencia realizado en Delphi 7. Una vez hecho esto, se determina la dimensión del hipercono de acuerdo al número de bandas utilizadas, en este caso, el campo vectorial involucrado es de dimensión 3, por consiguiente, el hipercono se reduce a un cono, el cual sería de $3 \times 3 \times 3$ voxels por lado.

Para dicho cono, se establece una función binomial y se asigna el valor obtenido a cada uno de los voxels situados a los lados del cono. Como se observa en la figura 4.1.3b, el voxel central tiene un factor de peso 4, los voxels cercanos al centro tiene un factor de peso 2 y los voxels que se encuentran en las esquinas tienen un factor de peso 1. El voxel central del hipercono se desplaza sistemáticamente sobre todos los puntos del dominio. En cada localización del hipercono, se calcula el flujo empleando la expresión (4.1.3-10) y la función de pesos de tipo binomial.

Del mismo modo, se pueden utilizar conos de $5 \times 5 \times 5$ voxels, o $7 \times 7 \times 7$ voxels, ajustando respectivamente los factores de peso con su correspondiente función binomial.

Figura 4.1.3b. Funcionamiento del cubo en el flujo de datos



El resultado del cálculo del flujo se escribe en un archivo de imagen de salida. Al histograma de la imagen de salida se le aplica una elongación al intervalo [0,255].

A continuación se presenta la figura representada por la textura, la cual se aprecia en tonos claros, con variaciones de gris, de acuerdo a la densidad de las edificaciones de la ciudad. En las áreas forestales, se identifica que hay una textura rugosa ya que se observan varios tonos de gris claro. De acuerdo con la sección 4.1.3.d, entre más claro es el tono, mayor es la densidad del área forestal. La textura suave en las áreas como campos agrícolas, suelo plano expuesto, parcelas deforestadas, y lotes baldíos, se indican en tonos oscuros.

Del mismo modo, se observa también la textura del cuerpo de agua rectangular localizado en el nordeste de la imagen. Supuestamente este cuerpo debería de presentar una textura suave, es decir, en un tono gris oscuro. No obstante, se muestra con una textura rugosa por sus tonos claros, esto tiene una explicación, ya que el sensor que utiliza la plataforma Landsat está calibrado para medir el nivel de la señal de reflectividad de la superficie terrestre. Dichos niveles de reflectividad de los cuerpos de agua son generalmente menores comparados con la reflectividad de la tierra. Por lo

tanto, solamente aquellos cuerpos de agua con altas concentraciones de sedimentos muestran una señal de alta reflectividad.

Entonces, el operador divergencia se aplica después de haber realizado un análisis de componentes principales, el cual, como ya se dijo antes, coloca la información relevante en las primeras componentes, dejando el ruido en las últimas. Sin embargo la separación información – ruido no es perfecta por lo que los restos del bandeo y del ruido electrónico coherente (Lillesand y Kiefer, 1987) son aun visibles en la textura asociada al cuerpo de agua.

Entonces, la razón señal/ruido en cuerpos de agua es en general muy pobre. Por ello, los tonos claros del cuerpo de agua están asociados a la textura del ruido de la señal y no a la señal misma.

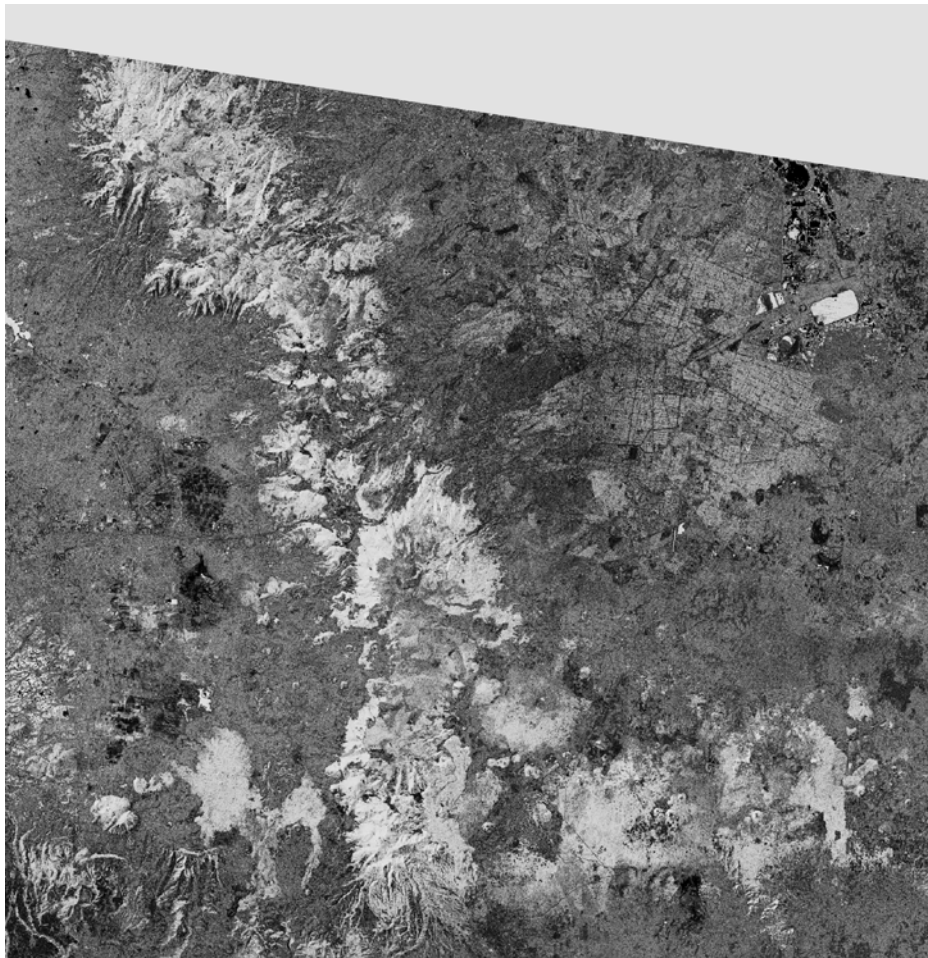


Figura 4.1.3c. Textura calculada mediante el método de divergencia

4.2 Algoritmo de Lógica Probabilística.

La metodología descrita arriba conduce a la derivación del conjunto de variables $\{X_1, X_2, X_3\}$. Sin embargo, ninguna de estas tres variables pueden considerarse así mismas para producir una segmentación clara de áreas urbanas, ya que pueden presentarse algunas confusiones, tales como elementos de áreas rurales como bosques, agricultura, suelos descubiertos y estos pueden mostrar valores similares de intensidad espectral o influencia de vegetación como si fueran elementos de ciudad.

Por consiguiente, estas tres variables se tomaron en cuenta para evitar la confusión en la segmentación del área de la ciudad.

Para demostrar que el conjunto de las variables $\{X_1, X_2, X_3\}$ genera un realce de las zonas urbanas, se utilizó un algoritmo de lógica probabilística multivariada (Lira, et. al, 1992), la cual combina las tres variables. Dicho algoritmo resulta en la siguiente fórmula:

$$X = 1 - \prod_{i=1}^3 (1 - X_i) \quad (4.2-1)$$

Donde X_i son las variables a introducir, en este caso serían $\{X_1, X_2, X_3\}$

La lógica de ésta fórmula se basa en la siguiente sentencia:

$$P \rightarrow Q$$

Que se lee: "P implica Q" o bien, "Si P, entonces Q".

Aplicando esta lógica a la combinación de las variables, se tiene entonces la siguiente tabla:

Tabla 4.1.4. Predicados utilizados en el algoritmo de Lógica Probabilística

| P | → | Q |
|------------|----------|----------|
| Si albedo | → | Ciudad |
| Si NDVI | → | Ciudad |
| Si textura | → | Ciudad |

Es decir, la preexistencia de uno de estos indicadores, implica la probabilidad de existencia de ciudad. El resultado de esta probabilidad depende de la característica del indicador.

Por lo tanto, aplicando las sentencias de la tabla, la fórmula se puede expresar como:

$$X = 1 - [(1-\text{Albedo}) \cdot (1-\text{NDVI}) \cdot (1-\text{Textura})] \quad (4.2-2)$$

Con base en lo descrito anteriormente, se calculó la lógica probabilística para la misma imagen que se ha utilizado a lo largo del capítulo, para darle seguimiento a los resultados mostrados anteriormente. La imagen resultado se muestra a continuación:

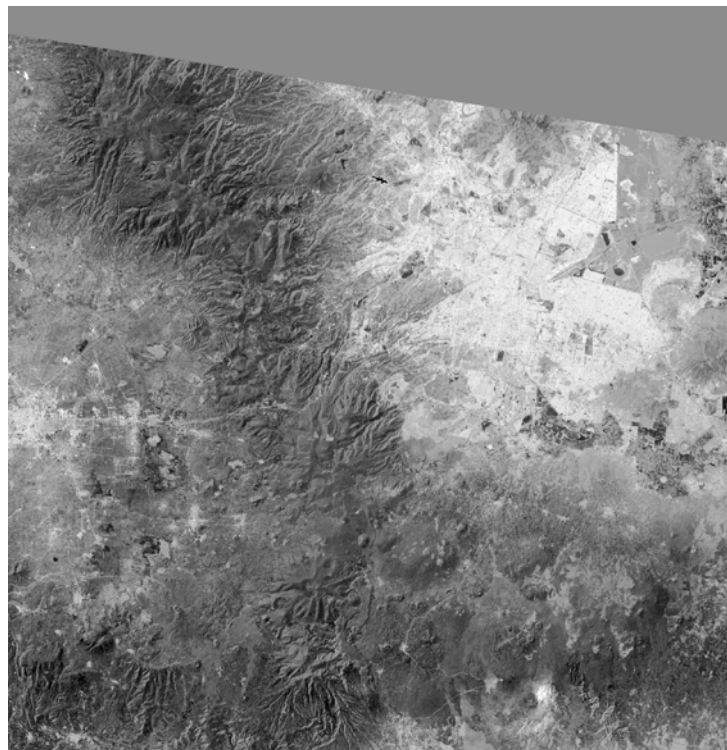


Figura 4.2. Combinación de variables $\{X_1, X_2, X_3\}$

Se observa que en la figura 4.2, se muestra un realce muy claro de la ciudad, lo que verifica que efectivamente las variables utilizadas son eficientes para una buena segmentación.

Finalmente este modelo resultó ser aplicable para conocer la probabilidad de la existencia de ciudad en relación con la presencia de cada uno de los indicadores, tales como albedo, textura y NDVI.

4.3 Generación del Bitmap.

Una vez que se comprobó que las variables arriba descritas realzan la ciudad, el siguiente paso fue generar el bitmap con la clasificación. Dicho proceso se explica a continuación.

Las variables $\{X_1, X_2, X_3\}$ son introducidas en un algoritmo de clasificación. El algoritmo es el ya conocido como “Fuzzy c-means”, o “clasificador de lógica borrosa de c-medias”, esto con el fin de obtener la máxima separación entre las clases relativas de la ciudad.

En dicho algoritmo, se aplicó un procedimiento de “split-and-merge” (combinación y separación), lo cual se explica como sigue:

- Esquema de combinación: comienza con una segmentación inicial (Pratt, 2001) y procede a combinar pixels en sus clusters (o regiones) respectivos, basados en un criterio específico de unión. Un cluster es un conjunto de objetos que son “similares” entre ellos y “diferentes” de los objetos que pertenecen a los otros grupos.
- Esquema de separación: Inicia con la imagen entera y procede a subdividir dicha imagen en regiones homogéneas basadas en un criterio de homogeneidad.
- Esquema de combinación y separación: Mezcla las operaciones descritas arriba para incorporar las ventajas de ambas y reducen tiempos computacionales.

Los métodos de partición de clusters son iterativos, empiezan con un cluster inicial de clusters de datos, y cada iteración sucesiva procura converger a una partición de los datos, la cual optimiza un criterio de cluster escogido (Gallaudet y James, 1991).

Este procedimiento fue aplicado a dos clases de la imagen: Ciudad y No-Ciudad. Estas dos clases en la imagen es el denominado Bitmap de la segmentación.

Para iniciar el procedimiento de “fuzzy c-means”, se comenzó con 5 clusters hasta llegar a 30 clusters, el valor del umbral fue de 0.001 y el número de iteraciones fue de 100. En dicho algoritmo, usualmente se fijan centros para cada clase (Höppner, et.al, 2000) y posteriormente se minimiza la distancia entre éstos y los datos. Este proceso es iterativo (fijar centros y minimizar distancias) y los datos corresponden normalmente a vectores de características.

Los clusters que se relacionaban entre sí a las áreas urbanas, fueron identificados y se combinaron entre sí, el resto de los clusters fueron combinados en un solo cluster. Por último, la denominada imagen binaria es la que está compuesta por:

1's – Corresponden a Ciudad

0's – Corresponden al resto de la imagen

La siguiente figura muestra el bitmap obtenido con el proceso de separación de clusters:



Figura 4.3. Bitmap de la imagen del 20 de Febrero de 1998

Por último, para eliminar puntos pequeños y aislados de la segmentación, se aplicó una operación morfológica hit or miss al bitmap (Pratt, 2001). Esta se calculó a través de un programa hecho en Delphi. El proceso de la operación hit or miss se muestra a continuación:

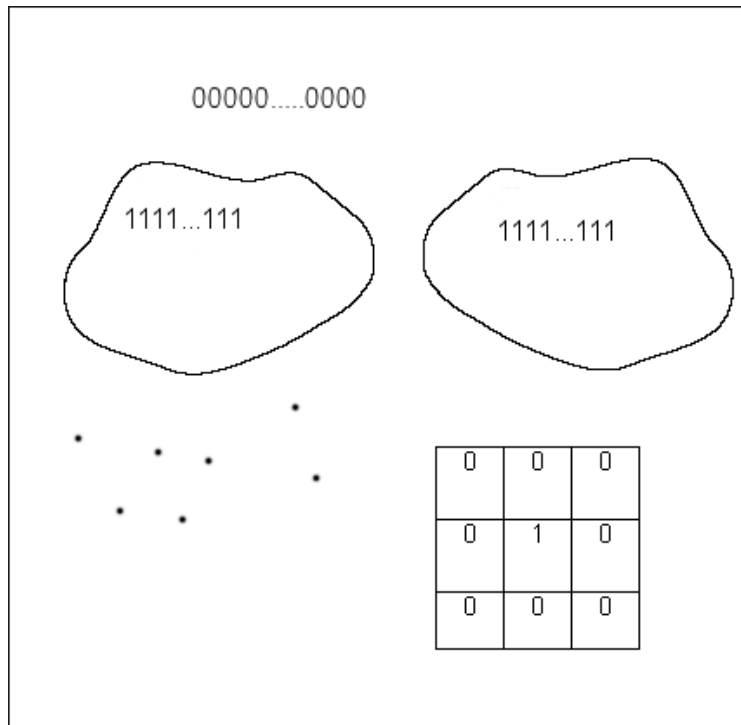
Se considera una máscara de tamaño impar, la cual recorre todas las posiciones definidas por los pixels de la imagen;

(hit): si el patrón binario de la máscara coincide con el estado (0 o 1) de los pixels de la imagen cubiertos por ésta, entonces en la imagen de salida el píxel en correspondencia espacial con el centro de la máscara se pone en un estado binario predeterminado.

(miss): si la máscara no coincide con el estado de los pixels de la imagen, el píxel de salida se fija en el estado binario opuesto.

En la figura 4.3.1 se puede observar que la imagen es binaria, es decir, contiene únicamente unos y ceros, y también se muestra la existencia de puntos dispersos; al lado se encuentra una máscara que se puede emplear para remover dichos puntos. Si la máscara coincide con los pixels de la imagen, el píxel de salida se pone igual a cero, en caso contrario su valor cambiará al valor central de la ventana.

Figura 4.3.1. Representación de una imagen binaria utilizando una máscara



Una vez que se ha explicado el proceso de la expansión canónica y los pasos a seguir para generar el bitmap de la ciudad, se puede afirmar que la combinación de las tres variables resultó ser una buena selección para llevar a cabo la clasificación y la generación del bitmap. En capítulos posteriores se dará continuidad a dicha clasificación, ya que se utilizará para calcular algunos parámetros morfológicos, tales como el área y la dimensión fractal, y a su vez se realizará una comparación con datos cartográficos obtenidos del INEGI. Cabe mencionar, que todo el proceso descrito en este capítulo fue usado para todas las imágenes adquiridas.

CAPITULO 5

CÁLCULO DE PARÁMETROS MORFOLÓGICOS

5.1 Introducción

En este capítulo se analizan los parámetros de área y dimensión fractal de la Ciudad de México. Para ello, se iniciará con el estudio de algunos conceptos que son necesarios.

Antes de que surgiera la geometría fractal, se pensaba que todos los objetos existentes en la naturaleza tenían una, dos o tres dimensiones. Es decir, se podían representar dentro de una línea, en un plano o en el espacio. De hecho las magnitudes existentes refuerzan esto: longitud para figuras unidimensionales; el área para figuras bidimensionales o el volumen para figuras tridimensionales (Estrada, 2004).

No obstante, a partir del surgimiento de la geometría fractal se reconoció la existencia de figuras con dimensiones distintas de uno, dos o tres. Es decir, objetos geométricos que podían habitar entre la línea y el plano; o entre el plano y el espacio (Estrada, 2004). Este resultado fue muy sorprendente ya que casi todas las figuras que conocemos están en uno de los espacios mencionados anteriormente (la línea, el plano y el espacio).

5.2 ¿Qué es un fractal?

Un fractal es un objeto en el cual sus partes tienen “alguna” relación con el todo. (esto está íntimamente ligado a la Autosimilaridad).

Un objeto fractal es aquél que posee las siguientes dos características:

- a) Autosimilaridad.
- b) Dimensión Fractal.

A continuación se explican estas dos características.

5.2.1 Autosimilaridad

El concepto de autosimilaridad es uno de los conceptos más importantes en Geometría Fractal. Existen varios tipos de autosimilaridad; sin embargo, en este trabajo, se referirá a aquella que establece que un conjunto autosimilar es aquél que está constituido por copias de sí mismo (Estrada, 2004). En este sentido, se puede decir que un segmento de recta es autosimilar ya que si se divide en un número específico de partes congruentes, cada una de esas partes es nuevamente un segmento y su unión genera el segmento original (Peitgen, et al., 1992).

La definición de conjunto autosimilar es la siguiente: Un conjunto S es autosimilar si puede ser subdividido en N subconjuntos congruentes cada uno de los cuales al ser multiplicados por un factor " r " da como resultado el conjunto S . A continuación se proporcionan dos ejemplos de conjuntos autosimilares.

- a. Segmento: Puede ser descompuesto, por ejemplo, en 3 segmentos congruentes, cada uno de los cuales puede ser multiplicado por un factor 3 para obtener el segmento original.
- b. Cuadrado: Un cuadrado puede ser descompuesto en 4 cuadrados del mismo tamaño, cada uno de los cuales se puede multiplicar por un factor 2 para obtener el cuadrado original.

5.2.2 Dimensión Fractal

La noción de dimensión

El concepto de dimensión no es tan fácil de entender. Al final del siglo, uno de los mayores problemas en matemáticas, fue determinar qué significa dimensión y cuáles son sus propiedades. Desde entonces la situación ha llegado a ser algo peor porque diversos matemáticos han propuesto unas diez nociones diferentes de la dimensión: la dimensión topológica, la dimensión de Hausdorff, la dimensión fractal, la dimensión de la auto-similitud, la dimensión de *boxcounting*, la dimensión de la capacidad, la dimensión de información, la dimensión euclidiana, y más (Peitgen, et al., 1992).

La dimensión en general ha sido entendida como un número que nos indica en qué espacio reside un objeto geométrico y por lo tanto se considera como un número asociado a figuras en el espacio, o en el plano o en una línea. La dimensión fractal, es la dimensión asociada a aquellas figuras que residen en espacios intermedios. Por lo tanto, es un número que puede estar entre cero y uno; uno y dos; o dos y tres (Estrada, 2004).

La dimensión está relacionada con la posibilidad de desplazamiento en el espacio. Por ejemplo, una recta euclidiana tiene dimensión uno, porque sólo es posible desplazarse en una sola dirección, ya sea hacia un lado o hacia su opuesto, pero al fin y al cabo en una sola dirección. Un plano euclidiano tiene dimensión dos ya que es posible movilizarse a lo largo y ancho. Cualquier movimiento que se realice en el plano puede expresarse como combinación de estos dos desplazamientos. Por otro lado, el espacio euclidiano tiene dimensión tres ya que es posible moverse a lo largo, ancho y alto. Cualquier movimiento que se realice en el espacio puede ser obtenido como combinación de estos tres movimientos básicos.

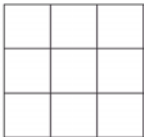
Por las razones escritas en el párrafo anterior se dice que un segmento tiene dimensión uno (1); un cuadrado tiene dimensión dos (2) y un cubo tiene dimensión tres (3) (Peitgen, et al., 1992). Estas tres figuras, como representantes de figuras autosimilares, tienen la propiedad de que el número (N) de partes en las que se puede descomponer, la escala (s) a la que se encuentra cada una de estas partes y su dimensión (D) están relacionados mediante ecuaciones. Esa relación se hará notar luego del siguiente análisis:

a. Segmento

A _____ B. El segmento AB se puede descomponer en 4 segmentos congruentes ($N=4$), cada uno de los valores se encuentra a una escala de un cuarto ($s = 1/4$), la dimensión del segmento AB es uno ($D=1$). Entre los valores N , s y D se satisface la siguiente relación:

$$4 = \left(\frac{1}{\frac{1}{4}} \right)^1 \quad \text{es decir} \quad N = \left(\frac{1}{s} \right)^D \quad (5.1)$$

b. Un cuadrado



Un cuadrado se puede descomponer en 9 cuadrados del mismo tamaño, cada uno de los cuales se encuentra a la escala de $1/3$. Como se sabe, la dimensión del cuadrado es 2. Tomando $N = 9$, $s = 1/3$ y $D = 2$, vemos que también se cumple que:

$$9 = \left(\frac{1}{\frac{1}{3}} \right)^2 \quad \text{es decir} \quad N = \left(\frac{1}{s} \right)^D$$

La relación (5.1) se muestra útil para calcular la dimensión de estructuras fractales que son autosimilares en un sentido estricto, es decir, solamente puede ser válida para aquellas estructuras que estén constituidas por copias de sí mismas. Para ello, basta con despejar la variable D de la siguiente ecuación.

$$N = \left(\frac{1}{s}\right)^D \Rightarrow \ln N = \ln \left(\frac{1}{s}\right)^D \Rightarrow \ln N = D \ln \left(\frac{1}{s}\right)$$

$$D = \left(\frac{\ln N}{\ln \left(\frac{1}{s}\right)} \right) \quad (5.2)$$

La relación (5.2) indica que para calcular la dimensión de un objeto es suficiente con conocer el número de partes en las cuales se puede descomponer y la escala a la que se encuentran; cada una de éstas con respecto a la figura total.

5. 3 Cálculo del área y dimensión fractal

Una vez que se ha descrito lo anterior, se explicará cómo se obtuvieron los parámetros de área y dimensión fractal.

Calcular la dimensión fractal de un objeto puede ser una tarea por demás complicada. Por ello, para el estudio realizado, se utilizó el programa de FragStats 3.3¹.

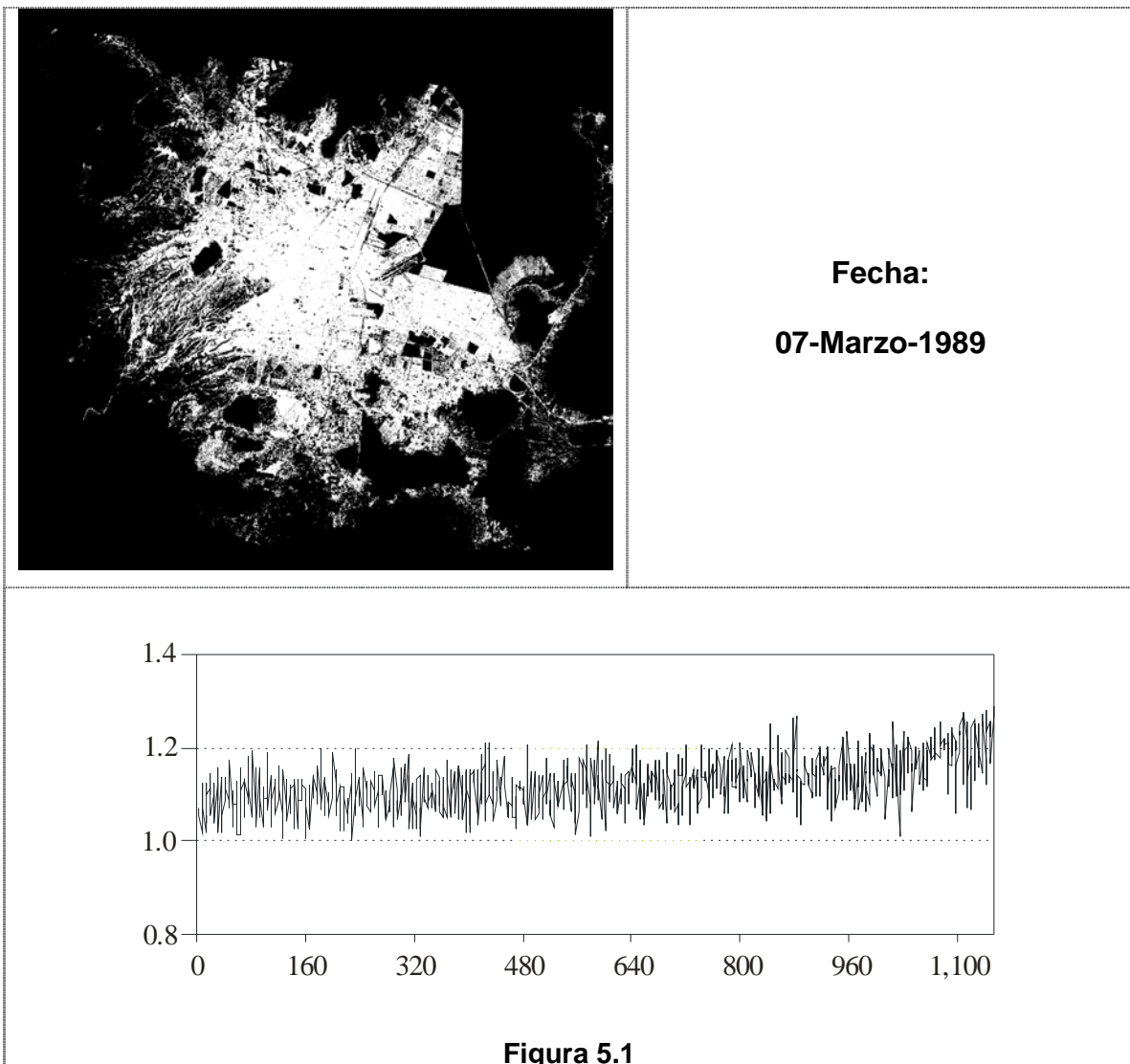
Para obtener ambas medidas (área y dimensión fractal), se tomó el bitmap obtenido de la segmentación de la Ciudad de México. Esta imagen se procesó con el programa FragStats, después se obtuvo como resultado un archivo, el cual contenía la siguiente información: perímetro, área y dimensión fractal, las cuales están organizadas en tres columnas que corresponden a cada uno de los parches encontrados por dicho programa.

Para obtener el área completa de la ciudad, se sumaron todas las cifras de dichos parches, los cuales son formas geométricas, ya sean simples o complejas, que unidas conforman un fractal. Dichos parches, se calcularon con el programa FragStats y con ello se obtuvo el área total. Por otra parte, para la dimensión fractal, se consideraron los últimos 1032 valores asociados a los parches y éstos mismos se graficaron en Excel; esto se debe a que el área urbana está compuesta por una gran cantidad de parches

¹ *Spatial Pattern Analysis Program for Quantifying Landscape Structure*

por lo que el programa FragStats genera un archivo muy grande de datos, por lo tanto, se tuvo que limitar el número de dichos valores. Los resultados de todas las imágenes, se presentan a continuación.

Figuras 5.1 a 5.8. Bitmap de la Ciudad de México y gráfica de la distribución de dimensión fractal para los parches que componen el área urbana. Los datos provienen de la imagen procesada con el programa Fragstats 3.3





Fecha:
24-Mayo-1991

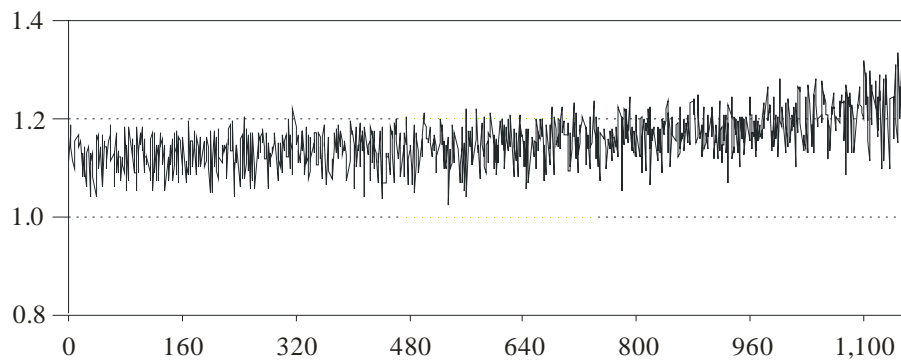


Figura 5.2

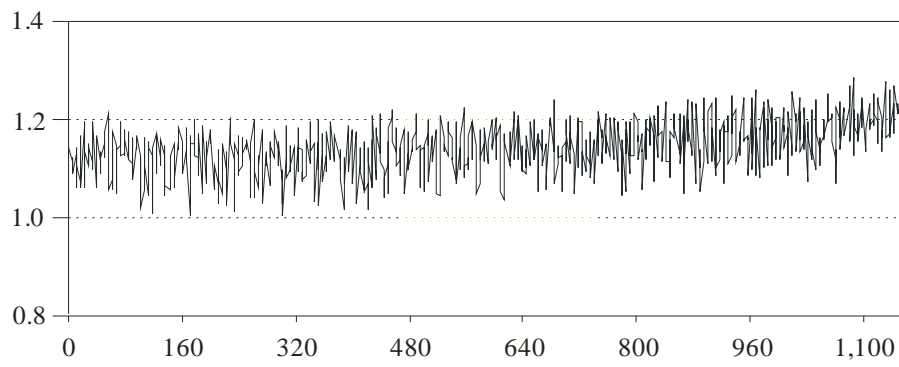
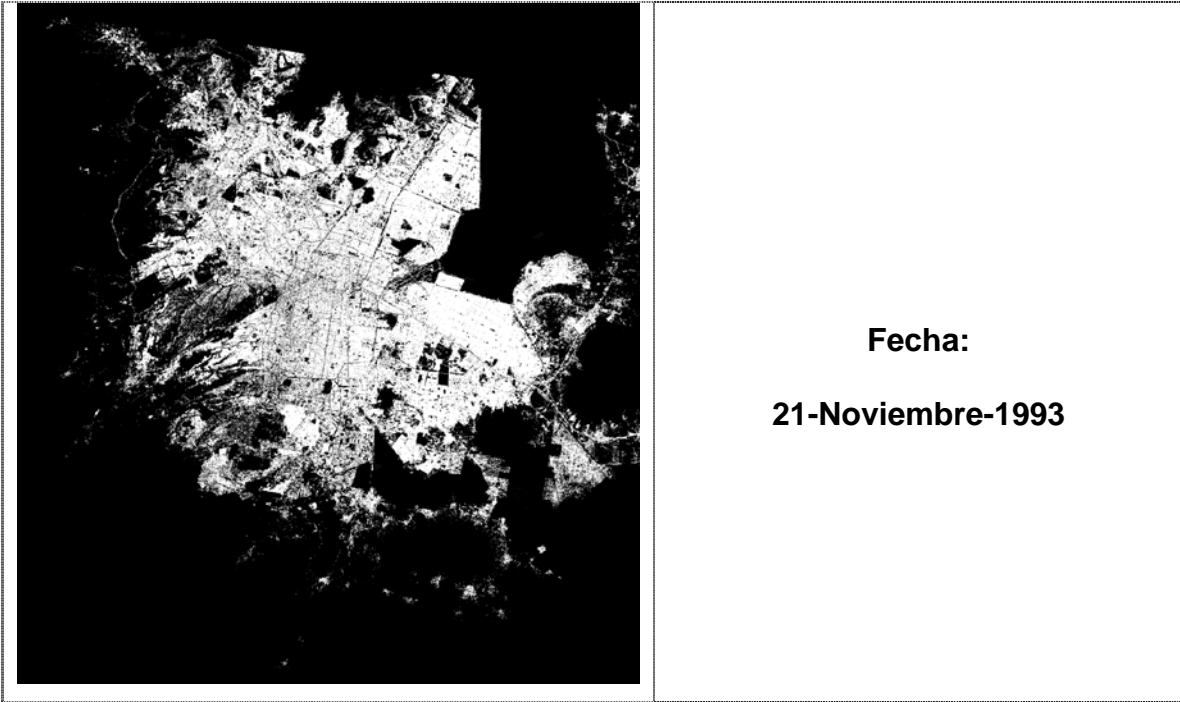
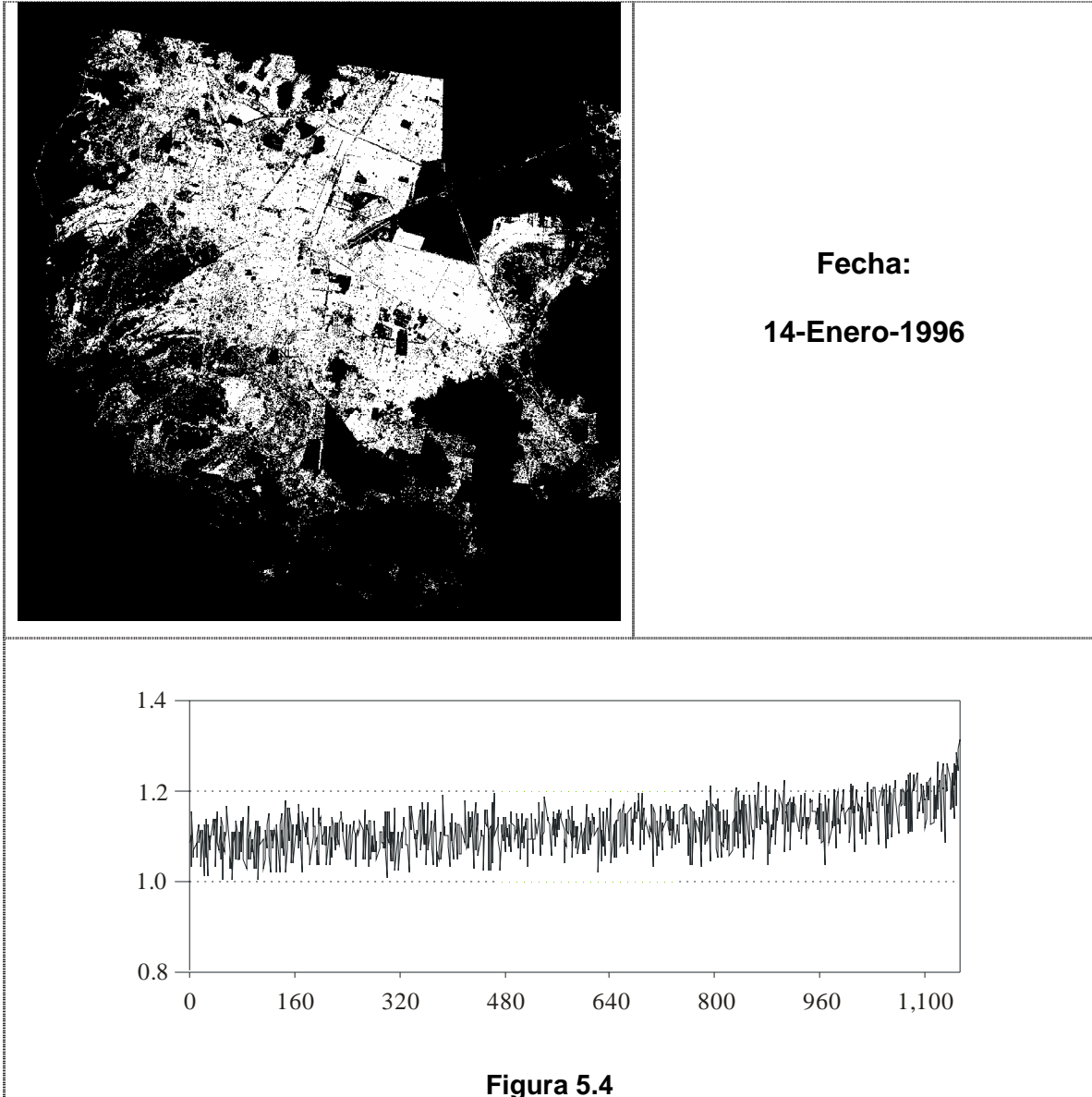


Figura 5.3





Fecha:
20-Febrero-1998

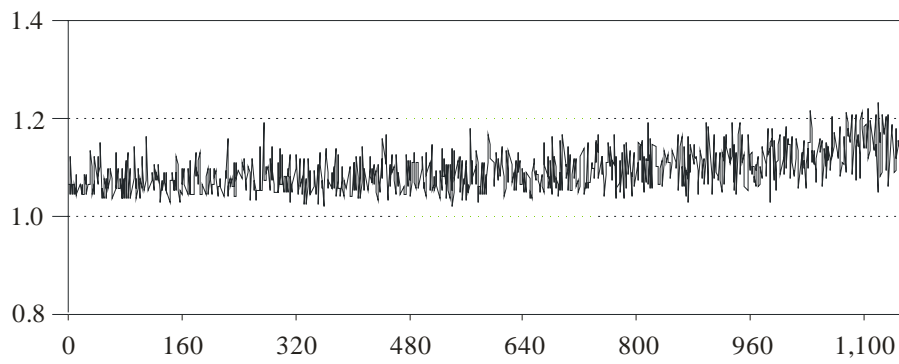


Figura 5.5



Fecha:
23-Febrero-1999

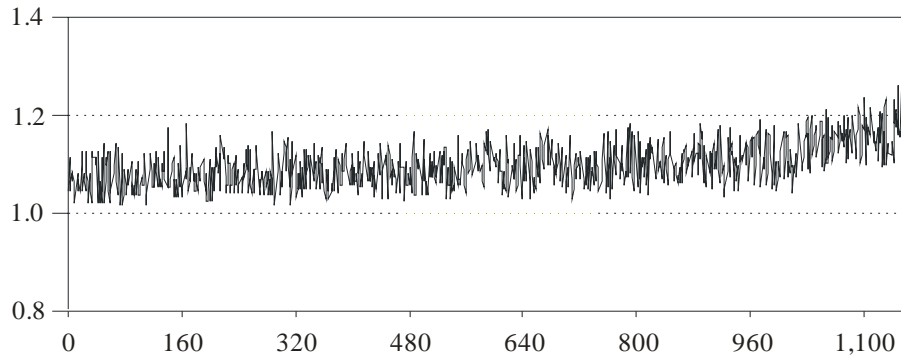


Figura 5.6



Fecha:
21-Marzo-2000

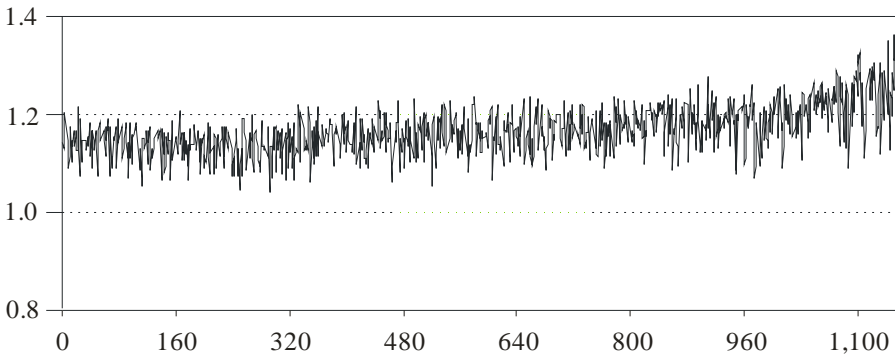


Figura 5.7



Fecha:
01-Abril-2001

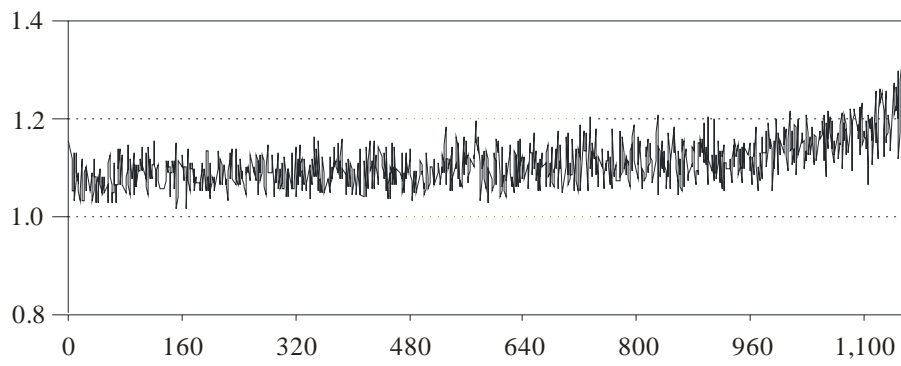


Figura 5.8

Como se explicó anteriormente, la dimensión fractal se utilizó para cuantificar la complejidad de las formas de los parches en la imagen. De esta forma, podemos observar que todas las gráficas que corresponden a la dimensión fractal, tienen un comportamiento similar, pues en ellas se ve que el área urbana, en la evolución en el tiempo, muestran un comportamiento similar por tener formas parecidas. Además, en todas se observa también que hay un ligero crecimiento para los parches de mayor tamaño. Sin embargo, en algunas gráficas los valores de la dimensión fractal se incrementan más para parches de gran tamaño.

Lo que también se verifica en los resultados, es que todos los valores se encuentran dentro de un intervalo de 1 a 2, lo que supone que la mayoría de las formas son simples, cuanto más se acercaran a 2, las formas de los parches serían más complejas.

A continuación se presenta una tabla con el área correspondiente a cada año. El cálculo de estos valores se realizó con el mismo programa de Fragstats 3.3, los datos se muestran como sigue:

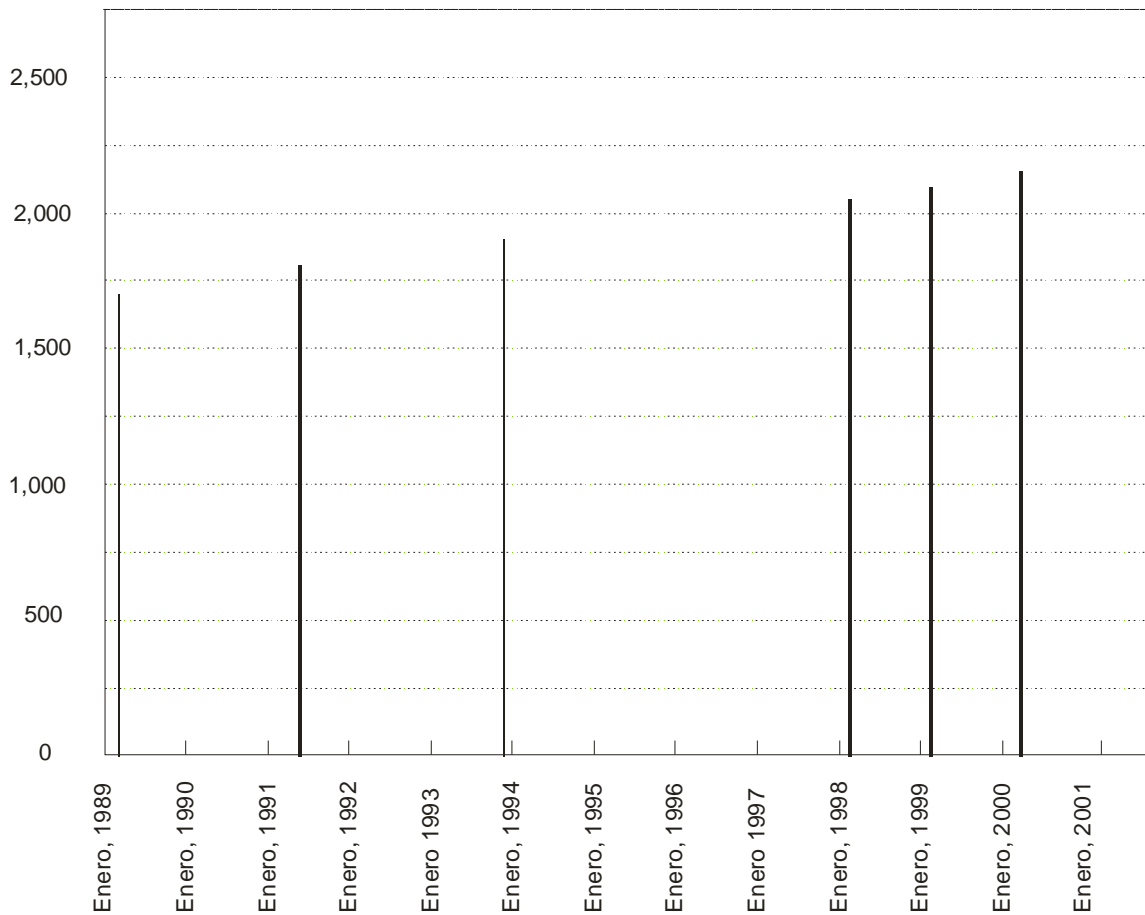
Tabla 5.1. Datos del área para la Ciudad de México.

| | Fecha | Área (km²) |
|---|------------------|------------------------------|
| 1 | Marzo 07, 89 | 1,709.051595 |
| 2 | Mayo 24, 91 | 1,760.858404 |
| 3 | Noviembre 21, 93 | 1,829.954489 |
| 4 | Enero 14, 96 | 1,244.798696 |
| 5 | Febrero 20, 98 | 2,047.903904 |
| 6 | Febrero 23, 99 | 2,078.459427 |
| 7 | Marzo 21, 00 | 2,157.975663 |
| 8 | Abril 01,01 | 1,581.184466 |

Nota: En las imágenes del año 1996 y 2001, se observa que el área no concuerda con la tendencia de las demás, puesto que no se cuenta con la parte norte de dichos años.

En esta tabla se observa, que el área que cubre la zona, va incrementándose al paso de los años, de igual forma que se aprecia en los bitmaps de cada fecha.

Para ilustrar esto de una manera más clara, se presenta a continuación una gráfica del tiempo en función del área, para apreciar como ha evolucionado el área urbana de la Ciudad de México.



Gráfica 5.1. Progreso del área de la Ciudad del Valle de México. En ella se aprecia el avance que ha tenido a través del tiempo.

Como se pudo observar en este capítulo, la Ciudad de México, ha tenido diversos cambios, entre ellos, la aceleración de la urbanización, entendida como surgimiento y desarrollo de nuevos asentamientos humanos, pues se verifica a través de los cálculos realizados, que el crecimiento de la misma, ha sido notable.

Seguramente en un futuro, la cantidad de población exigirá nuevas áreas de crecimiento o densificación de las actuales, debido al gran crecimiento absoluto que se presenta.

CAPITULO 6

GENERACIÓN DE MAPAS DE CRECIMIENTO DE LA CIUDAD

Con el fin de caracterizar el crecimiento y expansión metropolitana de la Ciudad de México, se utilizaron los bitmaps de la segmentación de cada fecha adquirida. Considerando dichos resultados, el siguiente paso fue tomar la imagen de un año antes y un año después, para realizar la diferencia con dichas imágenes y lograr conocer cuál ha sido el crecimiento de dichos períodos.

6.1 Diferencia de imágenes

El procedimiento se hizo con el programa Paint Shop Pro 9, pues se recurrió a la operación aritmética “Diferencia”. Esta técnica es una operación píxel-a-píxel, la cual representa los cambios numéricos entre las imágenes utilizadas. El resultado es una imagen diferencia donde los valores de los números digitales (ND) en las zonas sin cambio sean cercanos o iguales a cero al mostrarse más oscuros en la imagen y en aquellas zonas con cambios, sean positivo o negativo, con valores grandes por abajo de cero o por encima de cero, muestran por el contrario una mayor claridad y realce de las áreas afectadas.

Cabe señalar que es posible que en los resultados obtenidos, la diferencia entre imágenes no sea tan precisa, ya que influyen los procesos de mejoramiento y normalización que intervinieron para generar las escenas de cada segmentación.

Del mismo modo, para lograr un efecto más notorio en el resultado, se modificó el color de uno de los bitmaps entre una fecha y otra, esto con el fin de comprobar el aspecto del crecimiento de la Ciudad.

A continuación, se muestran las diferencias obtenidas a través de ésta técnica:

Figura 6.1 a 6.7. Imagen diferencia. 1989 y 1991. A) Verdes: zonas sin cambio. B) Violetas: áreas con crecimiento de la Ciudad del Valle de México.

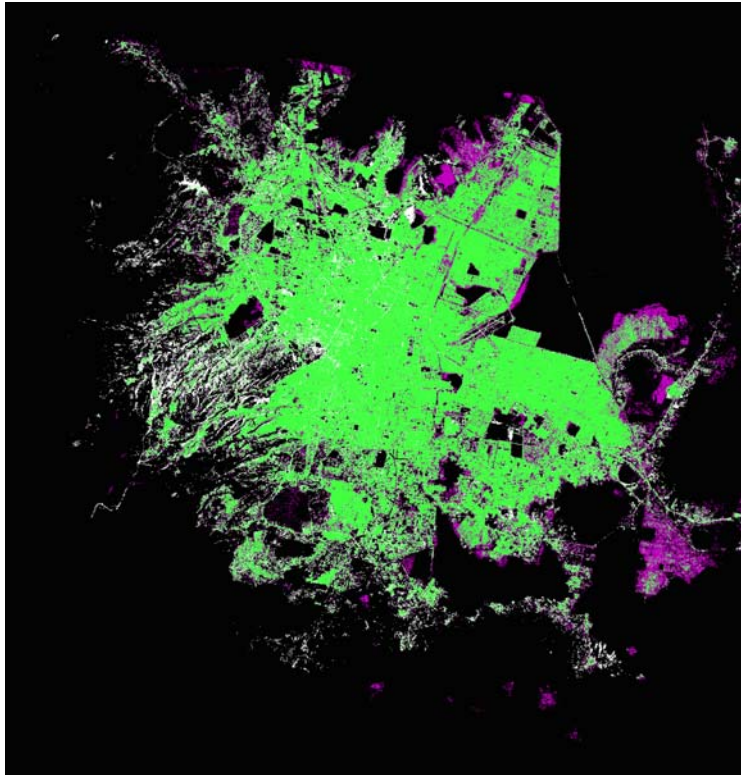


Figura 6.2. Imagen diferencia entre 1991 y 1993

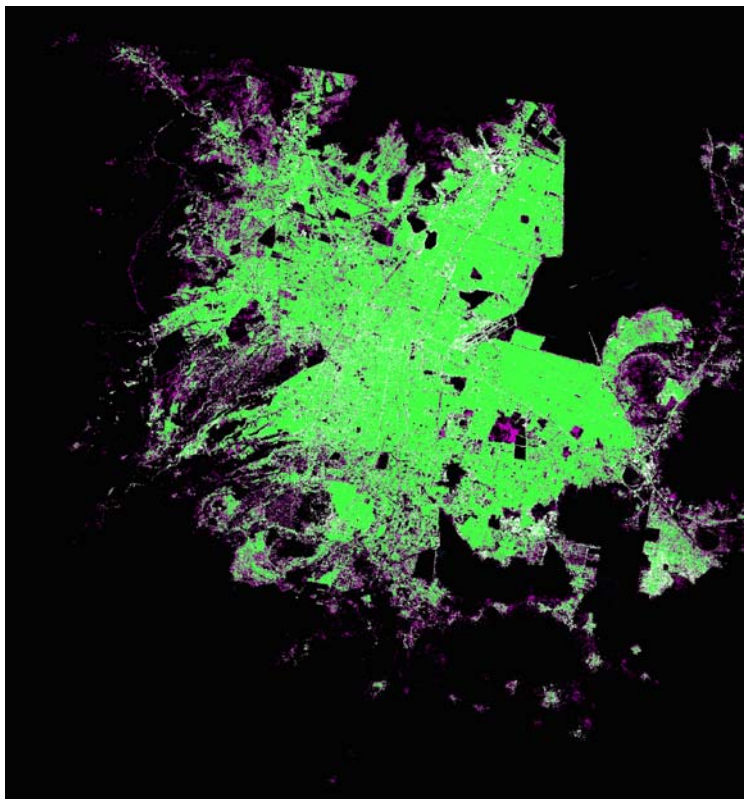


Figura 6.3. Imagen diferencia entre 1993 y 1996

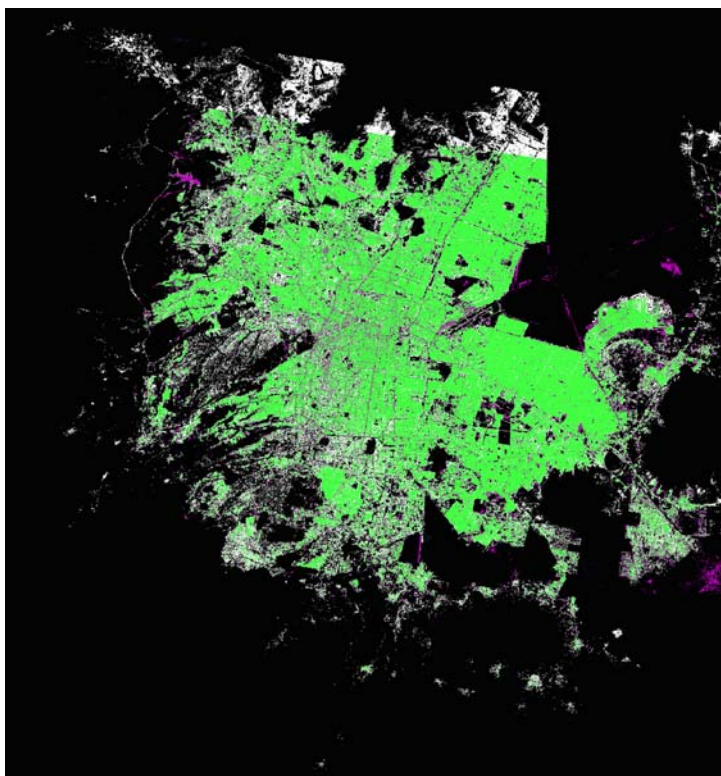


Figura 6.4. Imagen diferencia entre 1996 y 1998

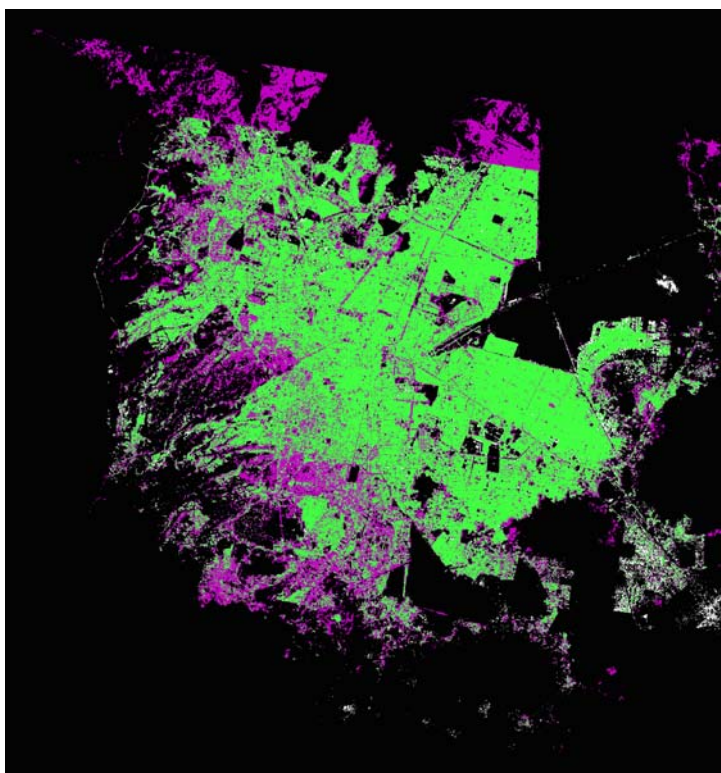


Figura 6.5. Imagen diferencia entre 1998 y 1999

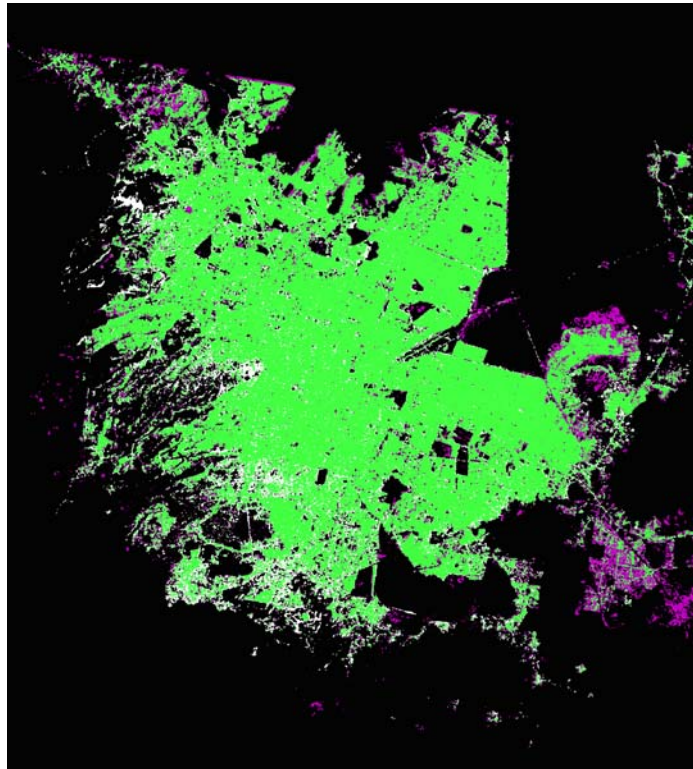


Figura 6.6. Imagen diferencia entre 1999 y 2000

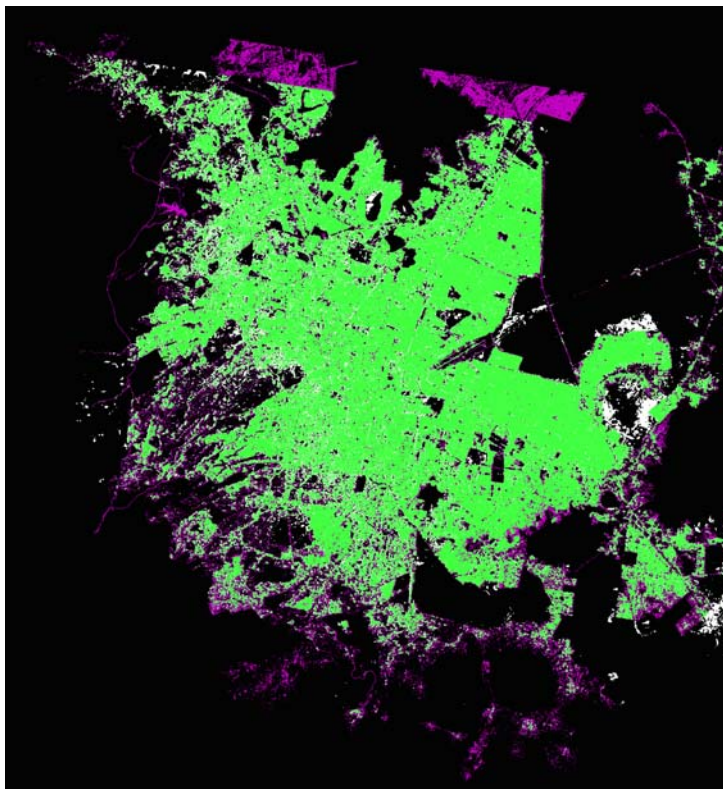
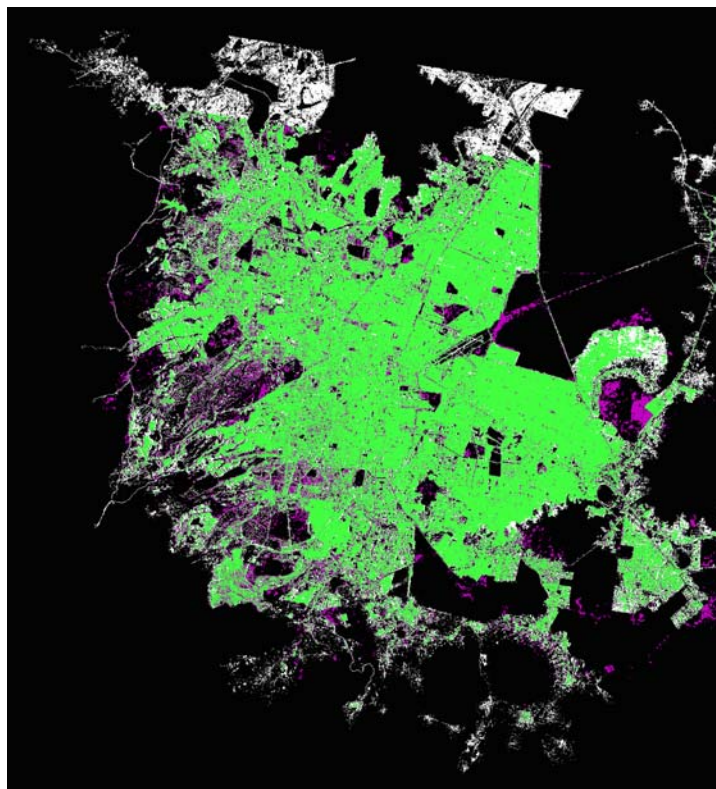


Figura 6.7. Imagen diferencia entre 2000 y 2001



6.2 Resultados del método

La expansión territorial de la ZMVM se ha dado en un proceso de etapas sucesivas donde se han ido incorporando tanto delegaciones del DF, y posteriormente los municipios de los estados de México e Hidalgo.

La obtención de imágenes diferencia a partir de la técnica propuesta, nos muestra el crecimiento que ha tenido el área urbana de la Ciudad de México; en dichas imágenes se verifican los cambios que ha experimentando la zona a través de los años. A continuación se explicará el análisis de las escenas obtenidas, de acuerdo con cada década, esto para facilitar la descripción de los resultados.

Para 1980, la zona metropolitana de la ciudad de México ya estaba integrada por el Distrito Federal, con sus 16 delegaciones y los siguientes municipios del estado de México: Huixquilucan, Naucalpan, Nezahualcóyotl, Tlalnepantla, Atenco, Coacalco, Cuautitlán, Cuatitlán-Izcalli, Tultitlán, Chimalhuacán, Ecatepec, La Paz, Atizapán de

Zaragoza, Chalco, Chiconcuac, Chicoloapan, Ixtapaluca, Nicolás Romero, Tecámac, Texcoco y Chiautla (Icazurriaga, 1992).

En la figura 6.1, se puede observar que hay un cambio evidente de los 80's a los 90's, ya que comienzan a crecer algunos municipios del estado de México, tales como: Chalco, Chicoloapan e Ixtapaluca en el oriente; Ecatepec, Tecámac, en el norte y Cuautitlán Izcalli y Nicolás Romero en el norponiente. Del mismo modo, comienzan a crecer las delegaciones: Gustavo A. Madero, Tlalpan y Milpa Alta.

A partir de 1990 el crecimiento metropolitano se produce en mayor grado en el territorio del Estado de México, constituyendo una nueva etapa en el proceso de metropolización, lo que se verifica en las figura 6.2.

En las figuras 6.3 y 6.4, no se puede apreciar claramente las zonas con cambios en la parte norte, ya que la imagen de 1996, no cubre la región completa, sin embargo, lo que sí se puede observar es que hay una confusión en la parte noroeste (ver figura 6.8), puesto que el área que aparece en ella, no pertenece a la Ciudad de México.

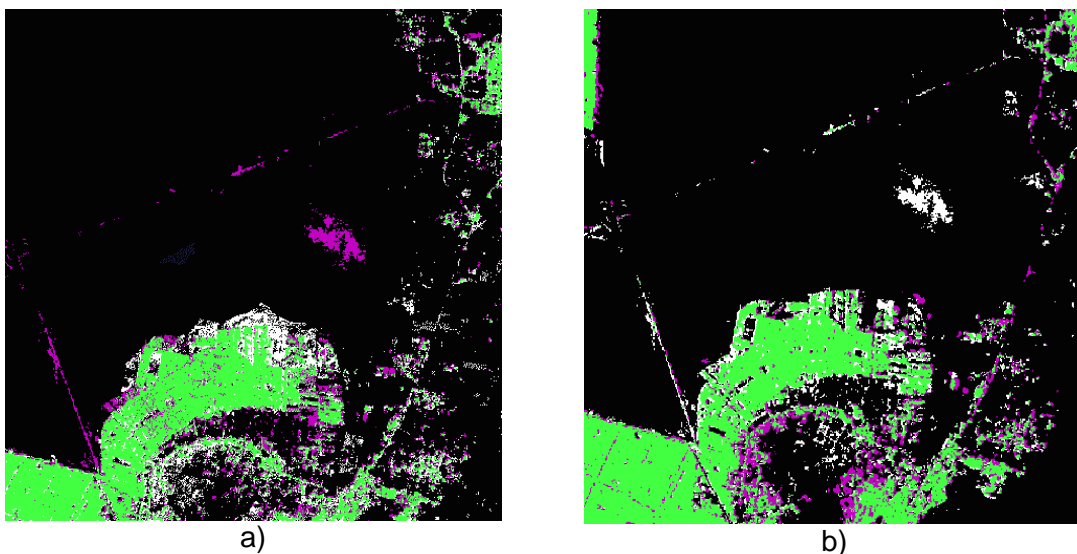


Figura 6.8. Fragmentos de la imagen diferencia. a) Escena entre 1993 y 1996, b) Escena entre 1996 y 1998. La confusión que aparece en estas dos imágenes, es la forma que se encuentra por debajo de línea superior. Dicha forma se observa en el inciso a) violeta y en el inciso b), blanca

Del mismo modo, en las imágenes 6.4 y 6.5, se observa que el crecimiento metropolitano tuvo desarrollo en diversas modalidades del Distrito Federal, tales como las delegaciones de Iztapalapa, Álvaro Obregón y Cuajimalpa; y en menor grado en

las áreas de conservación en Tláhuac, Xochimilco, Tlalpan, Magdalena Contreras y Milpa Alta.

En el Estado de México su crecimiento se manifestó en el área urbana ya integrada e incorporó a 10 municipios adicionales: Acolman, Atenco, Jaltenco, Melchor Ocampo, Nextlalpan, Teoloyucan, Tepotztlán, Texcoco, Tultepec, Zumpango, Chimalhuacán y algunos aledaños en el Norponiente (Covarrubias, 2004).

Del año 2000 en adelante, se presenta un desarrollo mayor en los municipios de la zona norte, suroriente y sureste, confirmándolo en las figuras 6.6 y 6.7. Algunos de los municipios de la zona oriente como Valle de Chalco y Chimalhuacán presentan tendencia de crecimiento

Cabe destacar que en la figura 6.7, la parte norte está incompleta, ya que la imagen del 2001, al igual que la de 1996, no cubren toda la zona bajo estudio.

Una vez que se han observado cada una de las imágenes obtenidas, se puede predecir que la tendencia de crecimiento del área urbana de la Ciudad de México, se mantiene en el norte, con mayor crecimiento y en el sur con menor preferencia en el Distrito Federal y a su vez, se observa también que el Estado de México seguirá expandiéndose por el suroriente.

Por otra parte, también en el poniente y norponiente del Valle de México se ha dado un crecimiento importante que afecta a las delegaciones de Álvaro Obregón y Cuajimalpa y a los municipios de Huixquilucan, Naucalpan, Atizapán, Nicolás Romero, Cuautitlán Izcalli y Tepozotlán.

Por último, un aspecto importante a destacar es la presión que se ejerce sobre las zonas de reserva ecológica en el oriente y al sur, principalmente en el DF, donde el suelo para urbanizar es casi inexistente, lo que provoca que la expansión se dirija hacia las zonas protegidas.

CAPITULO 7

COMPARACIÓN CON DATOS DE CAMPO

En este capítulo, se aborda la metodología para el proceso comparativo de datos cartográficos digitalizados a partir de cartas de uso del suelo del Instituto Nacional de Estadística y un conjunto de imágenes del satélite LANDSAT-TM.

7.1 Mapa de la Ciudad

Se adquirieron nueve cartas que cubren el área urbana de la Ciudad de México. Un mosaico de dichos mapas fue preparado para cubrir el área entera de la Ciudad de México. Estos mapas se elaboraron en el año 1997 utilizando fotografías aéreas que contienen barridos de áreas geográficas de la zona requerida, es decir, utilizan métodos de fotointerpretación. Estos mapas son producidos y comercializados por el Instituto Nacional de Estadística Geografía e Informática (INEGI). En el proceso comparativo, se extiende un año entre la adquisición de la imagen Landsat y la fecha de producción de los mapas; se supone que en esta lapso la Ciudad de México no experimentó un cambio significativo.

7.2 Mosaico de mapas cartográficos

Utilizando el programa ENVI 4.0¹, se realizó el mosaico mencionado anteriormente, con la herramienta “Mosaicking”, dicha herramienta es muy fácil de usar, ya que solo basta con abrir las imágenes deseadas, en este caso, las cartas del INEGI, y como dichos mapas ya están georreferenciados, al programa le basta esa información para unirlos por su georreferencia. El resultado de este proceso, se muestra en la siguiente figura:

¹ The Environment for Visualizing Images, <http://www.itvis.com/envi/index.asp?s=997>

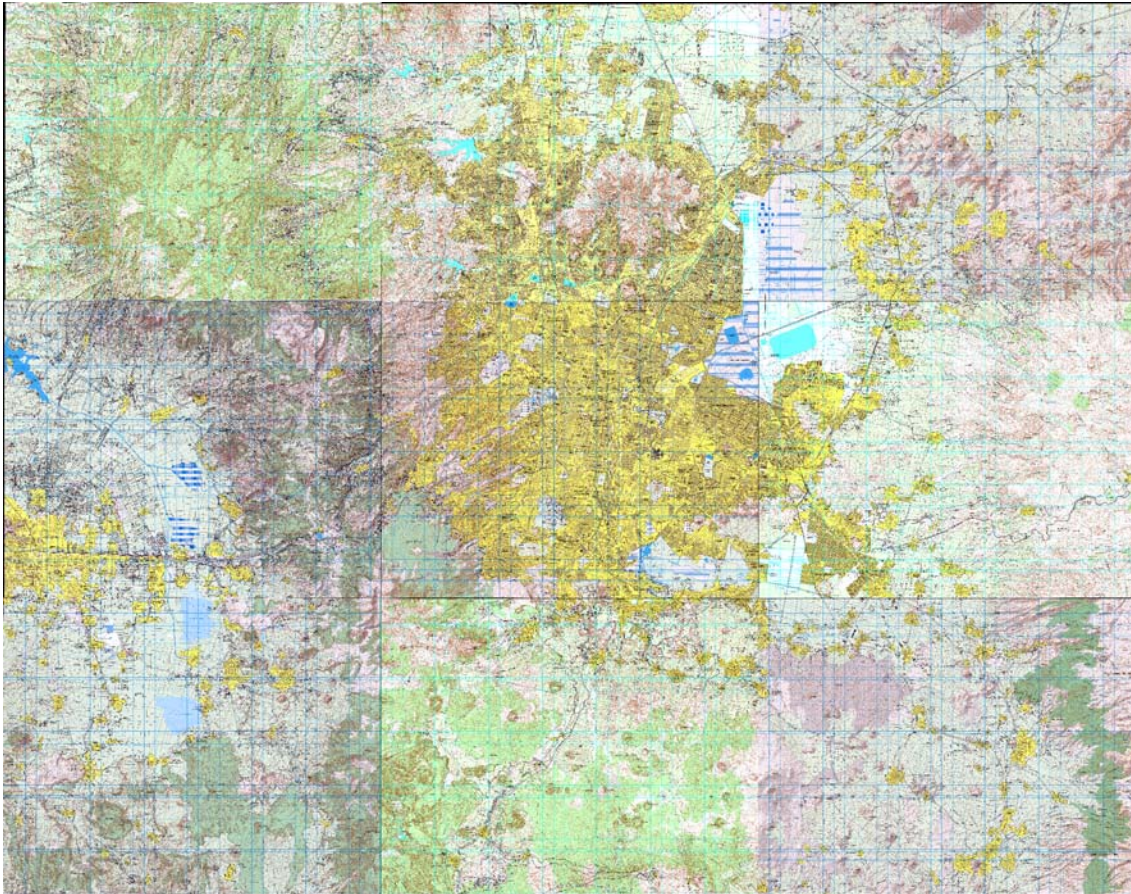


Figura 7.1. Composición de mapas cartográficos de la Ciudad de México

Como se mencionó en un principio, los mapas fueron elaborados en el año 1997, por lo tanto, la clasificación que se utilizó, es la correspondiente al año de 1998, ya que es la más próxima a la fecha de realización de las cartas. El bitmap del año 1996 no se tomó en cuenta ya que la imagen satelital no cubre toda la zona bajo estudio.

7.3 Análisis de Resultados

Para llevar a cabo el análisis de resultados, es necesario realizar una sobreposición de los mapas con la segmentación, esto con el fin de comparar en ambas imágenes, la limitación de la Ciudad del Valle de México al igual que el crecimiento de ésta.

Sin embargo, para llevar a cabo dicha sobreposición, se requiere tener la misma georreferencia tanto para los mapas como para la clasificación, de tal forma que se recurrió al programa PCI Geomatica V9.1². Para llevar a cabo el proceso de comparación del mosaico y la segmentación, se tomaron las bandas de la imagen del año 2000, ya que éstas se emplearon como referencia base para geocodificar todas

² <http://www.pcigeomatics.com/>

las imágenes que se abordan en este estudio; la herramienta utilizada fue GCP Works de PCI. Los pasos de este proceso con dicha herramienta se mencionan a continuación:

- a) Seleccionar la imagen que no está georreferenciada (en este caso, el mosaico de los mapas).
- b) Seleccionar la imagen de la cual se va a tomar la georreferencia (Imagen Satelital de la Ciudad de México, año 2000).
- c) Escoger los puntos en los que coincidan ambas imágenes, para ello se eligieron cruces de calles o avenidas para que el resultado de la georreferencia fuera lo más preciso posible.
- d) Y por último, salvar el archivo.

Cabe mencionar que se debe tener cuidado al seleccionar los puntos de coincidencia, ya que al seleccionar uno por uno, el programa (GCP Works) indica el porcentaje de de error incurrido; cuando este porcentaje tiende al valor de 1, quiere decir que la georreferencia no está siendo del todo correcta, por lo que es necesario ubicar los puntos con mayor exactitud. Esto es importante, sobre todo al hacer la sobreposición, ya que ésta puede resultar sesgada de una imagen de otra.

De igual forma, se llevó a cabo el mismo procedimiento con la clasificación que produce la segmentación, sin embargo, el resultado de la segmentación es un bitmap a partir del cual no se es factible tomar puntos en común con la imagen satelital, por lo cual se tuvo que considerar el grupo de bandas del 98 y la segmentación. De esta manera, se lograron realizar los pasos de georreferenciación que se mencionan arriba.

Una vez que se obtuvo este resultado, se utilizó la herramienta “Layer Stacking” del programa ENVI, y se seleccionaron los mapas georreferenciados y la imagen de las bandas con la clasificación. Esto se llevó a cabo con el objetivo de remuestrear ambas imágenes a una proyección común, un tamaño de píxel, zona y datum iguales. Los valores de dichos datos se muestran en la siguiente tabla:

| | |
|------------------------|-----------------------|
| Proyección | UTM, Zona 14N |
| Datum | WGS-84 |
| Tamaño de píxel | 10.344331 x 10.342955 |

De este modo, se generó un archivo que contenía todas las bandas mencionadas con los mismos valores. Dicho archivo se exportó a PCI para producir las imágenes en formato bmp.

El siguiente paso fue tomar la imagen georreferenciada y el bitmap para realizar el proceso de sobreposición. Dicho método consiste en una operación aritmética hecha con el programa Paint Shop Pro 9³, ya que hace un promedio entre la composición en falso color (RGB) de los mapas con la clasificación.

Los resultados de lo descrito anteriormente se muestran en la siguiente figura:

³ <http://www.jasc.com/support/customercare/articles/psp9components.asp>

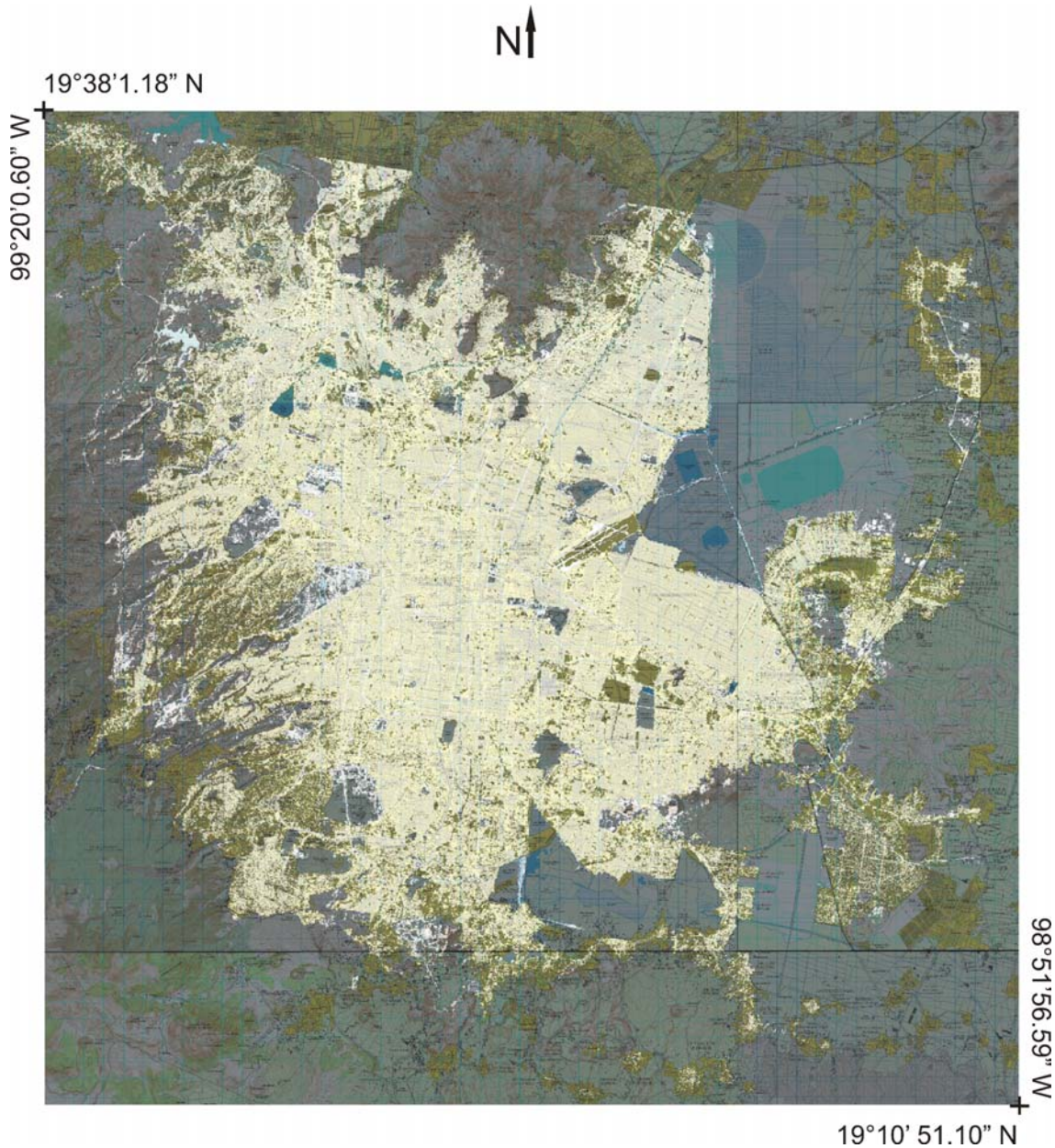


Figura 7.2. Sobreposición: Clasificación de 1998 con cartas del INEGI

Como se observa en la Figura 7.2, la tonalidad de amarillo claro es la segmentación obtenida por el método, el amarillo más intenso muestra los límites del mapa. Del mismo modo, se puede apreciar en la figura, que la mayoría de los límites de la ciudad, coinciden con la segmentación. De igual forma, las áreas urbanas de baja densidad, son detectadas por el mismo procedimiento como puntos dispersos

Por otro lado, parece que la confusión prevalece en algunos lugares que aparecen en blanco, los cuales fueron detectados por la segmentación y actualmente no pertenecen a la ciudad, esto se verifica en la siguiente figura:

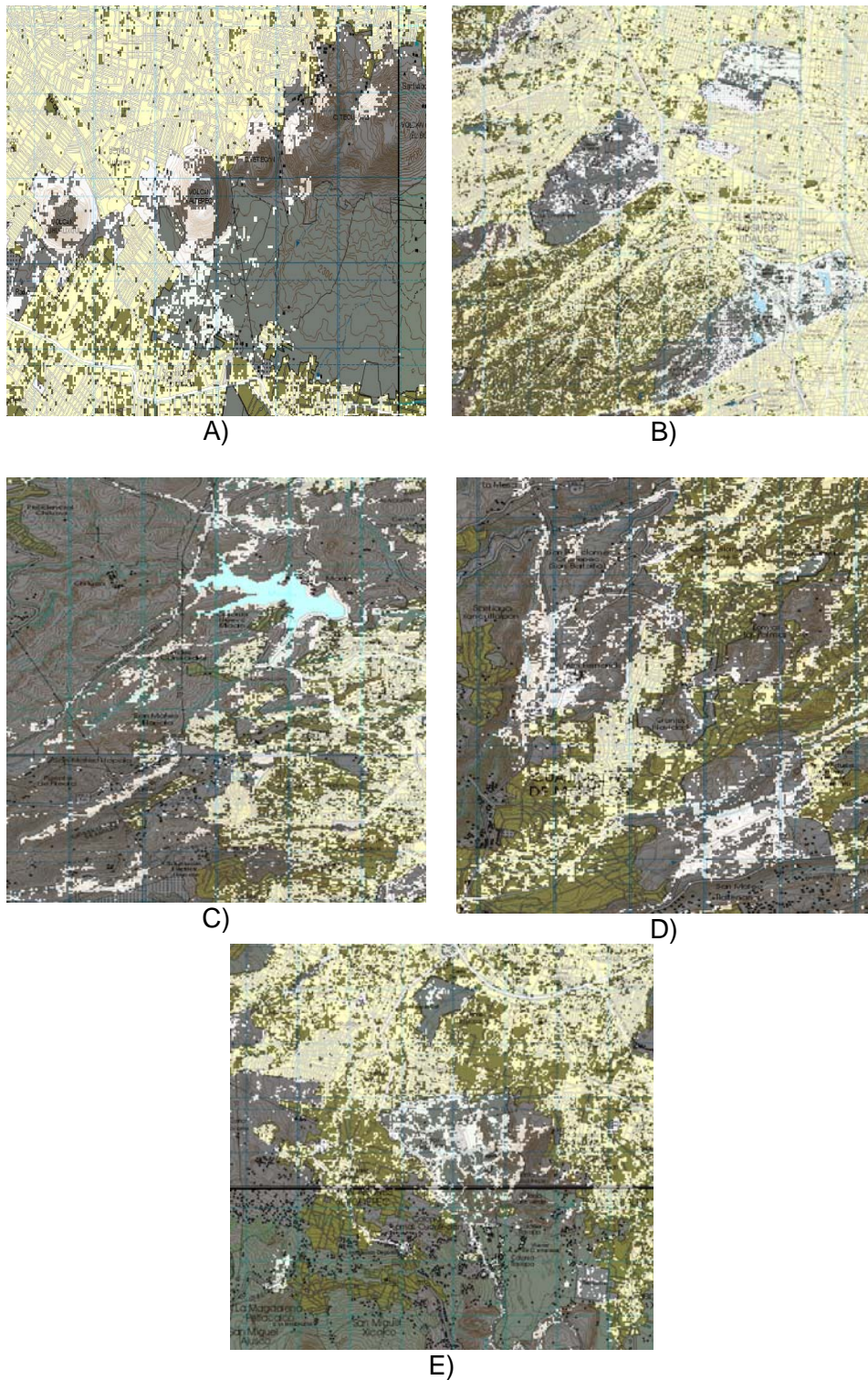


Figura 7.3. Porciones del mapa que contienen confusión. Los tonos que aparecen en blanco no corresponden a la ciudad

Es necesario puntualizar que, los parques y las fracciones inactivas en espacios abiertos sin construcciones, como centros de recreación o deportivos, campos de golf, o el mismo autódromo de la Ciudad Deportiva no están incluidos en la segmentación como parte del área urbana.

Figura 7.3. Fragmento del Overlay. Aeropuerto de la Ciudad de México



Por otro lado, en la Figura 7.3 se observa una porción que muestra el aeropuerto de la Ciudad de México. El edificio principal de dicho aeropuerto y los campos de aterrizaje son detectados como parte del área urbana. Se observa también que hay un espacio entre los campos de aterrizaje, esta porción que se encuentra vacía no pertenece al área urbana de la ciudad.

Por último, se puede decir que el campo de trabajo, corroboró que los cambios que ocurrieron en la ciudad en la fecha de adquisición de los mapas, son insignificantes para la escala y los detalles comprendidos por la imagen satelital Landsat.

CAPITULO 8

RESULTADOS

En este capítulo se mostrarán cuales fueron los resultados obtenidos para cada imagen Landsat. De igual forma, se hará una recapitulación de gráficas, comparación de datos cartográficos y clasificaciones que se explicaron a lo largo de este trabajo, esto con el motivo de resumir el procedimiento completo que se llevó a cabo con cada fecha adquirida y a su vez, agregar resultados no mostrados anteriormente.

8.1 Adquisición de Imágenes

Un conjunto de imágenes Landsat fue adquirido abarcando un periodo de 12 años. Las fechas de cada imagen se mencionan a continuación

- 07 de Marzo de 1989
- 24 de Mayo de 1991
- 21 de Noviembre de 1993
- 14 de Enero de 1996
- 20 de Febrero de 1998
- 23 de Febrero de 1999
- 21 de Marzo de 2000
- 01 de Abril de 2001

Todas estas imágenes fueron geo-codificadas a una proyección UTM (*Universal Transversa de Mercator*) y a su vez fueron recortadas para cubrir una misma región.

Las características de las imágenes se mencionan en la tabla 8.1:

| Tamaño pixel | Path/Row | Zona | Pixels | Líneas |
|----------------------------|----------|---------------|--------|--------|
| 28.5 x 28.5 m ² | 26/47 | Cd. De México | 2883 | 2964 |

Tabla 8.1. Características generales de las imágenes reportadas.

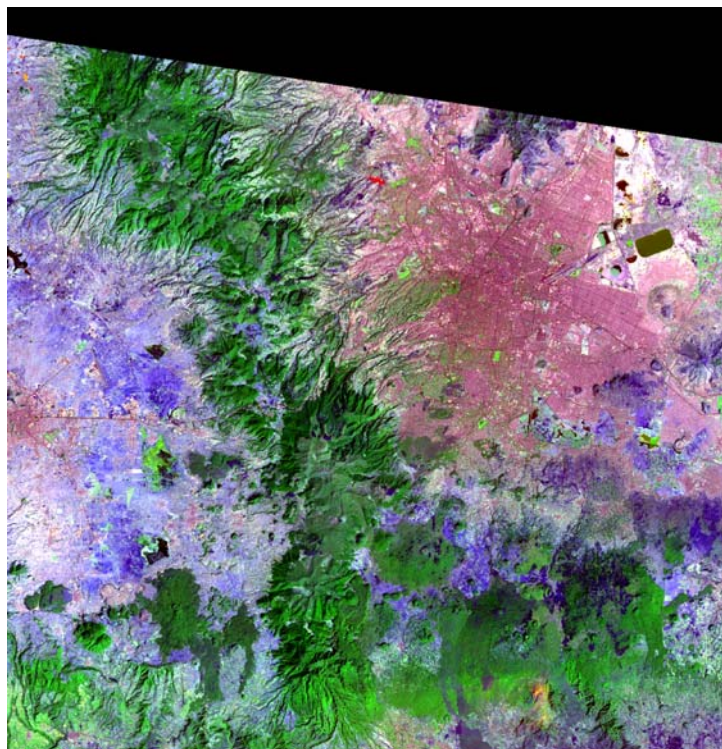
De igual forma, las coordenadas geográficas de las imágenes están dadas en la tabla 8.2:

| Imagen | Esquina Nordeste | Esquina Sureste |
|---------------|------------------|-----------------|
| Cd, de México | 99°40'3.32" | 19°42'29.41" |

Tabla 8.2. Localización geográfica de las imágenes reportadas

A continuación se presenta el RGB (figura 8.1) de la Ciudad de México, de la imagen del 20 de Febrero de 1998, imagen que se ha tomado como ejemplo a lo largo de este trabajo para mostrar todas las técnicas utilizadas con cada fecha.

Figura 8.1. RGB compuesto por las bandas 7, 4, 1



En la figura 8.1 se observan las siguientes características:

- Una zona boscosa al suroeste de la ciudad.
- Una serie de campos agrícolas al sur y al oeste.
- Áreas deforestadas en el suroeste.

Del mismo modo se observa que la cobertura de la vegetación está muy alterada debido al crecimiento urbano y a las actividades antropogénicas; los tipos de vegetación incluyen pinos, encinos, matorrales, pastos y varios campos agrícolas. En el nordeste se aprecian un par de cuerpos de agua.

8.2 Proceso de Análisis

A cada una de las imágenes se les aplicó la expansión canónica, (explicada más a detalle en el capítulo 4) la cual se resume a continuación:

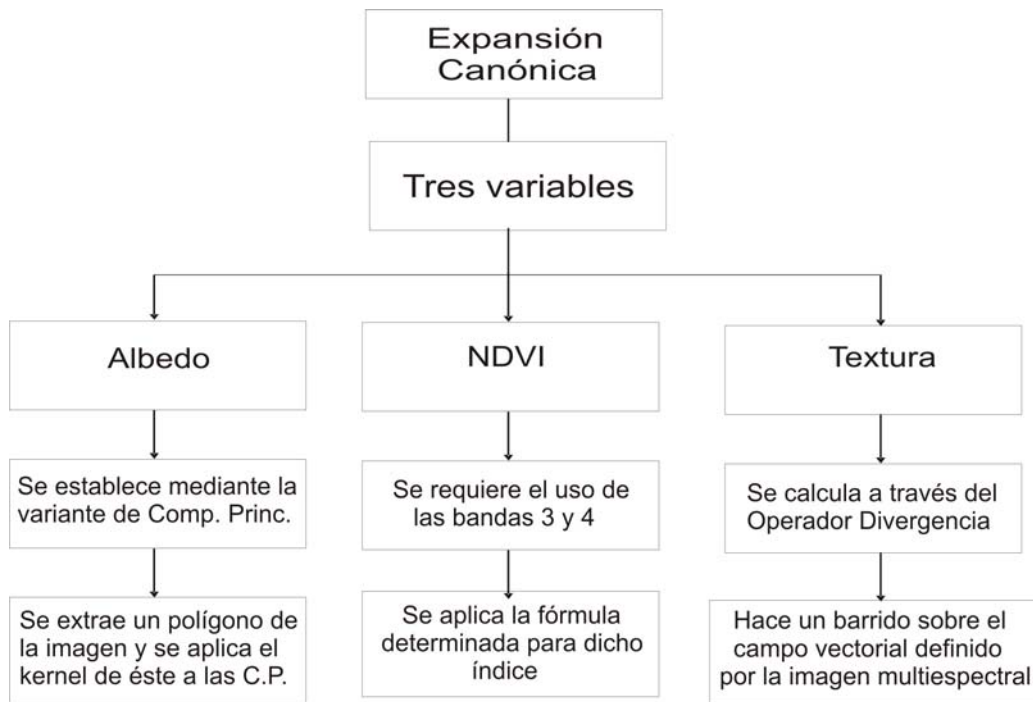


Figura 8.2 Cuadro sinóptico de de la Expansión Canónica

Como se comprobó anteriormente, dichas variables, Albedo, NDVI y Textura, realizan la ciudad, verificándolo con el algoritmo de Lógica Probabilística; una vez que se confirmó esto, se realizó la segmentación para cada imagen.

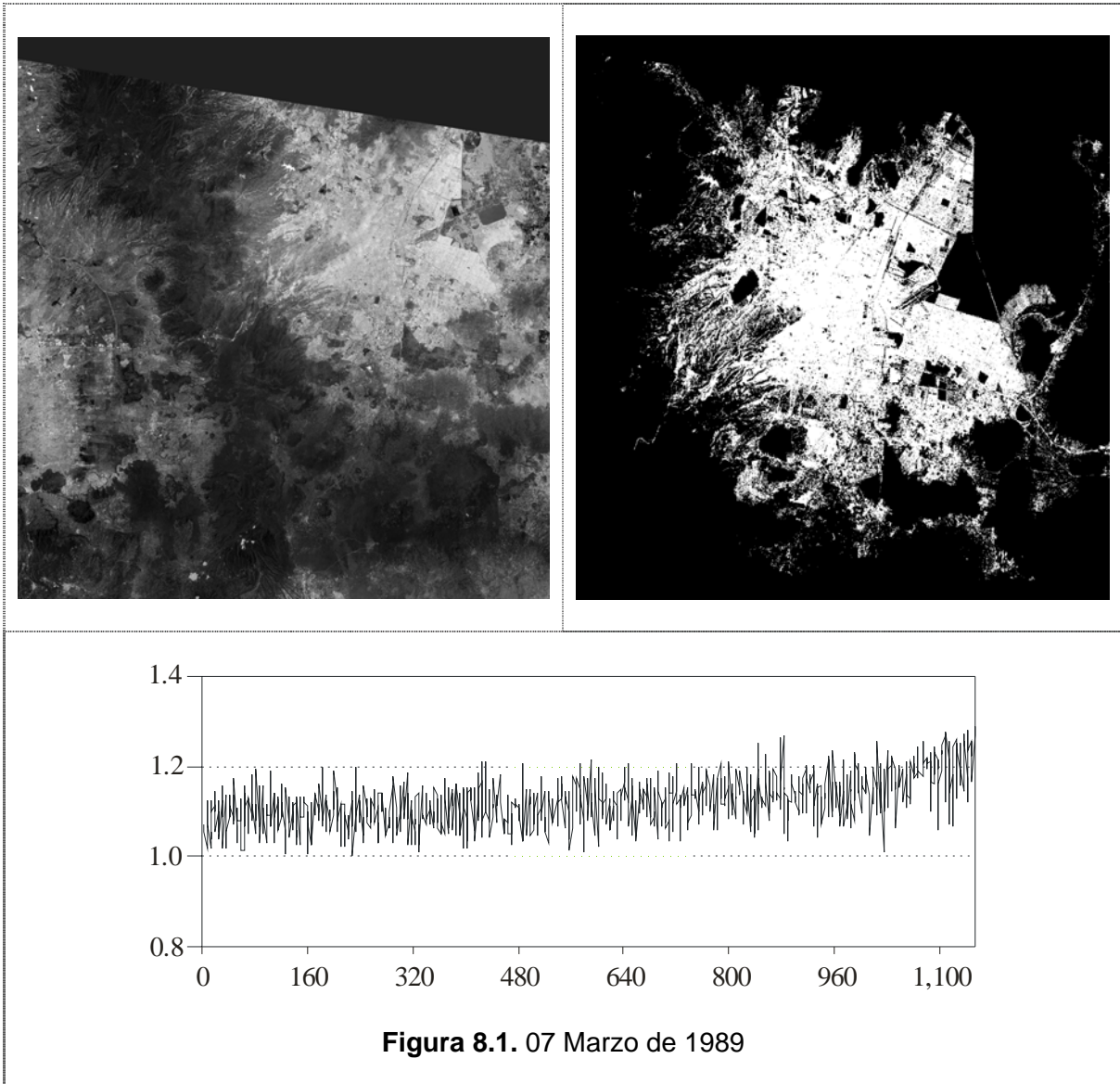
A continuación se presenta una tabla que resume las características de las segmentaciones correspondientes a cada fecha adquirida, en la cual se muestra la cantidad de pixels y el área total de éstos obtenidos por medio del programa Fragstats; este programa también se empleó para calcular la distribución de la dimensión fractal de los diferentes parches que componen el área urbana.

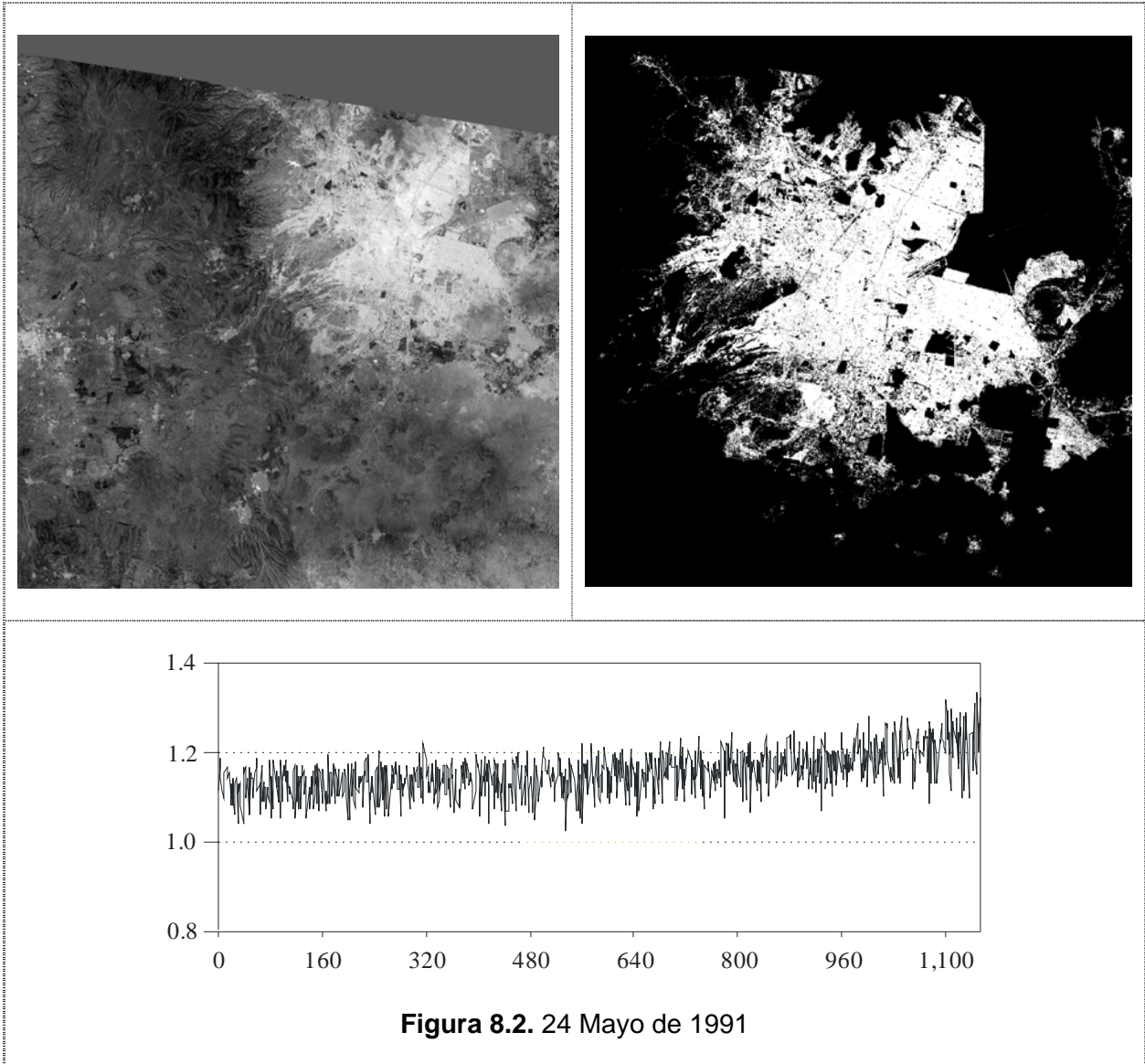
Tabla 8.3. Características de las imágenes segmentadas

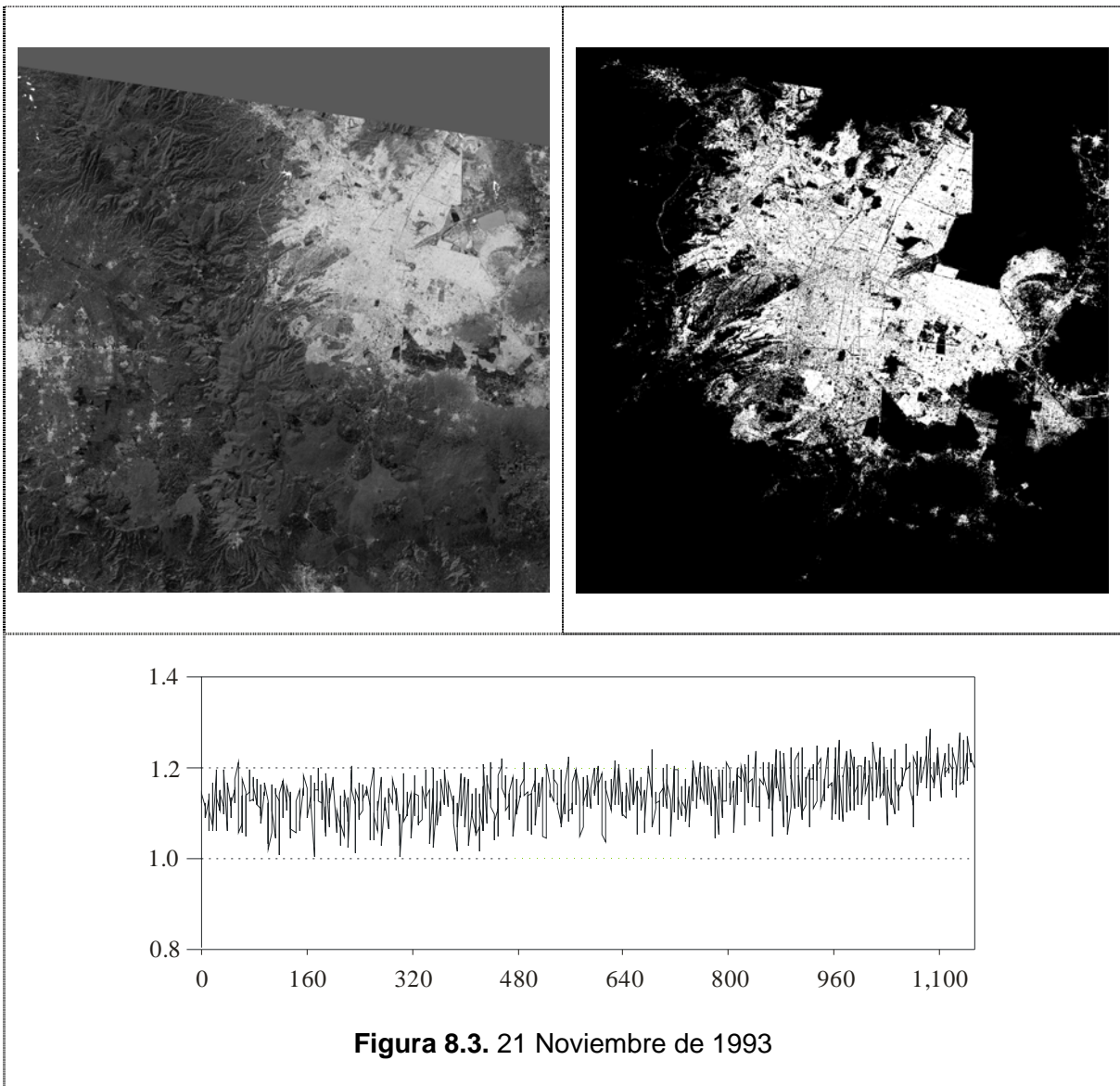
| | Fecha | Completa | Pixels | Area (km ²) |
|---|------------|----------|---------|-------------------------|
| 1 | Mar 07, 89 | Si | 784,279 | 1,709.051595 |
| 2 | May 24, 91 | Si | 808,053 | 1,760.858404 |
| 3 | Nov 21, 93 | Si | 839,761 | 1,829.954489 |
| 4 | Ene 14, 96 | No | 749,699 | 1,244.798696 |
| 5 | Feb 20, 98 | Si | 933,889 | 2,047.903904 |
| 6 | Feb 23, 99 | Si | 948,034 | 2,078.459427 |
| 7 | Mar 21, 00 | Si | 990,289 | 2,157.975663 |
| 8 | Abr 01,01 | No | 895,376 | 1,581.184466 |

En la tabla 8.3 se especifica qué imágenes fueron procesadas y los resultados obtenidos para cada fecha. Las siguientes figuras que se presentan, son las imágenes que resultaron de utilizar el algoritmo de lógica probabilística, el bitmap y la distribución de la dimensión fractal para las imágenes procesadas.

Figuras 8.1 a 8.8. Lógica Probabilística, bitmap de la Ciudad de México y gráfica de la distribución de dimensión fractal para los parches que componen el área urbana.







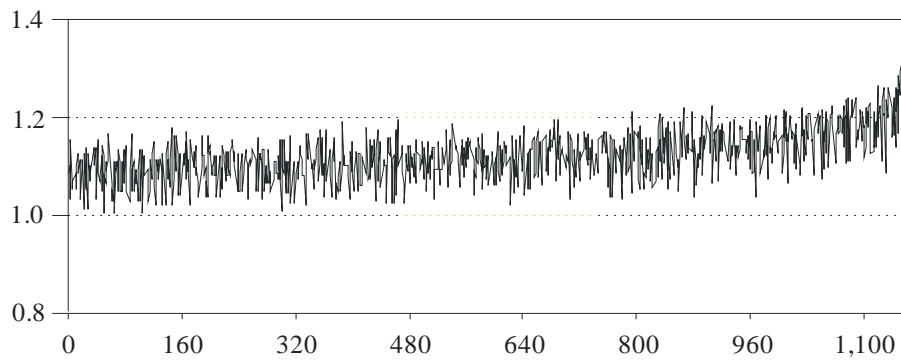
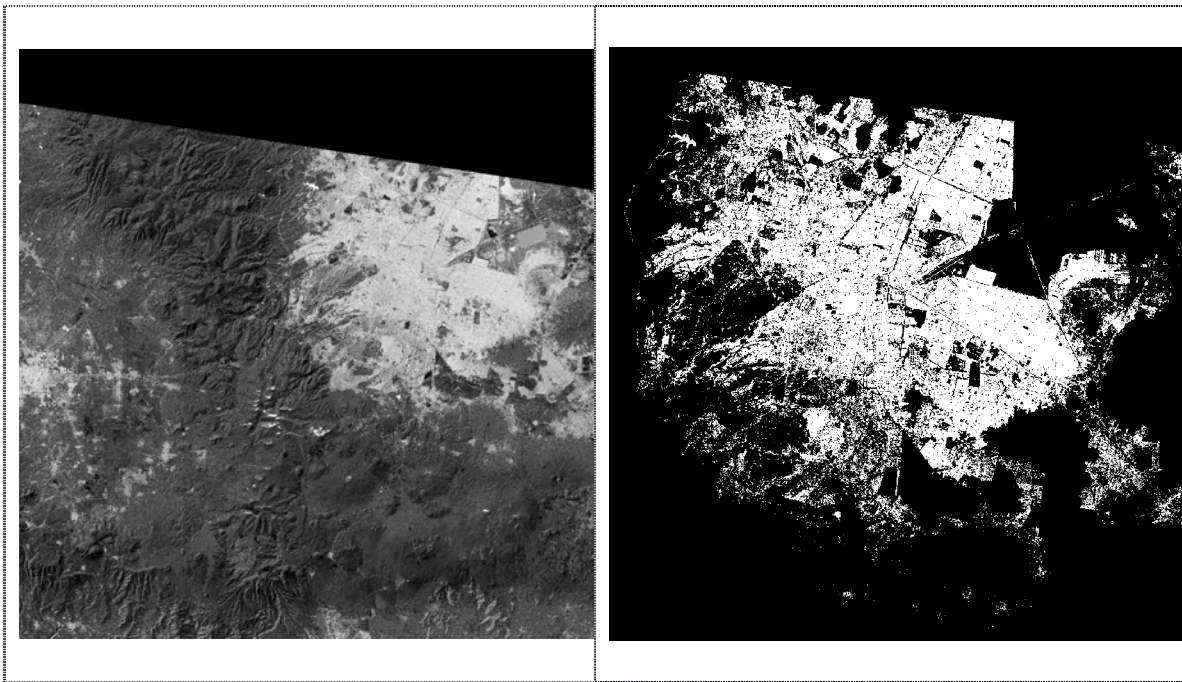


Figura 8.4. 14 Enero de 1996

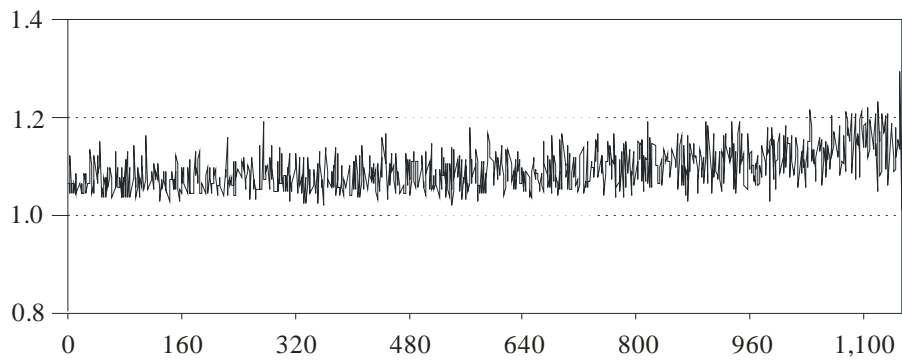
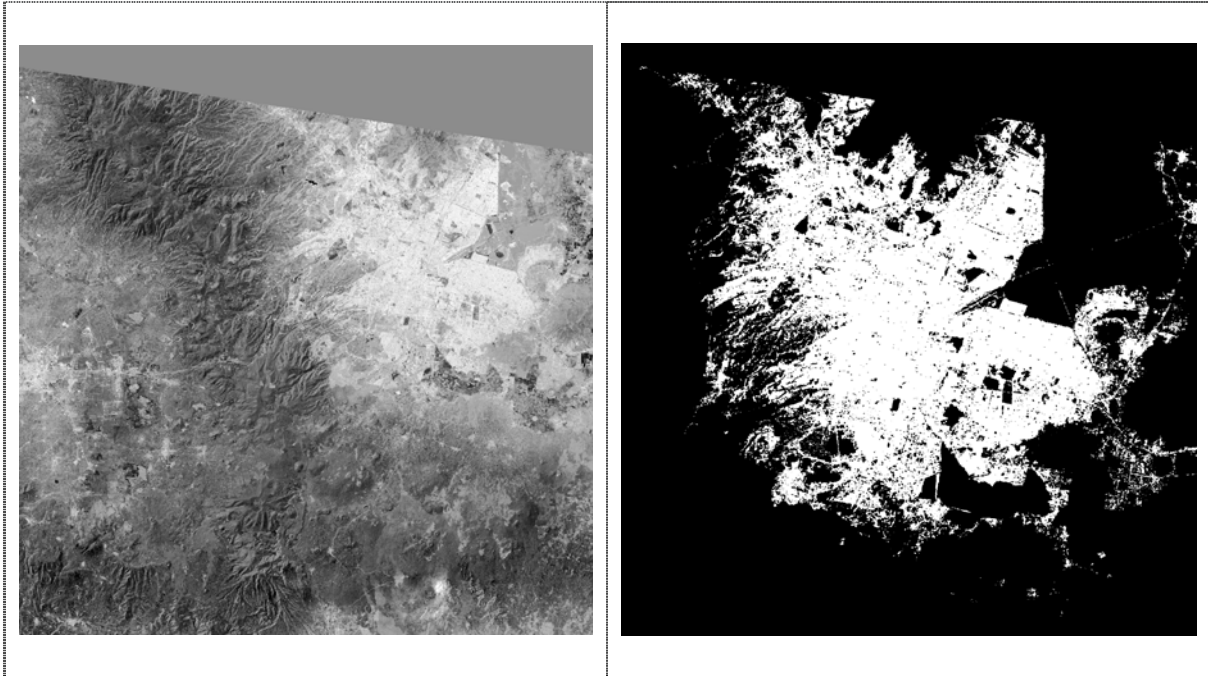
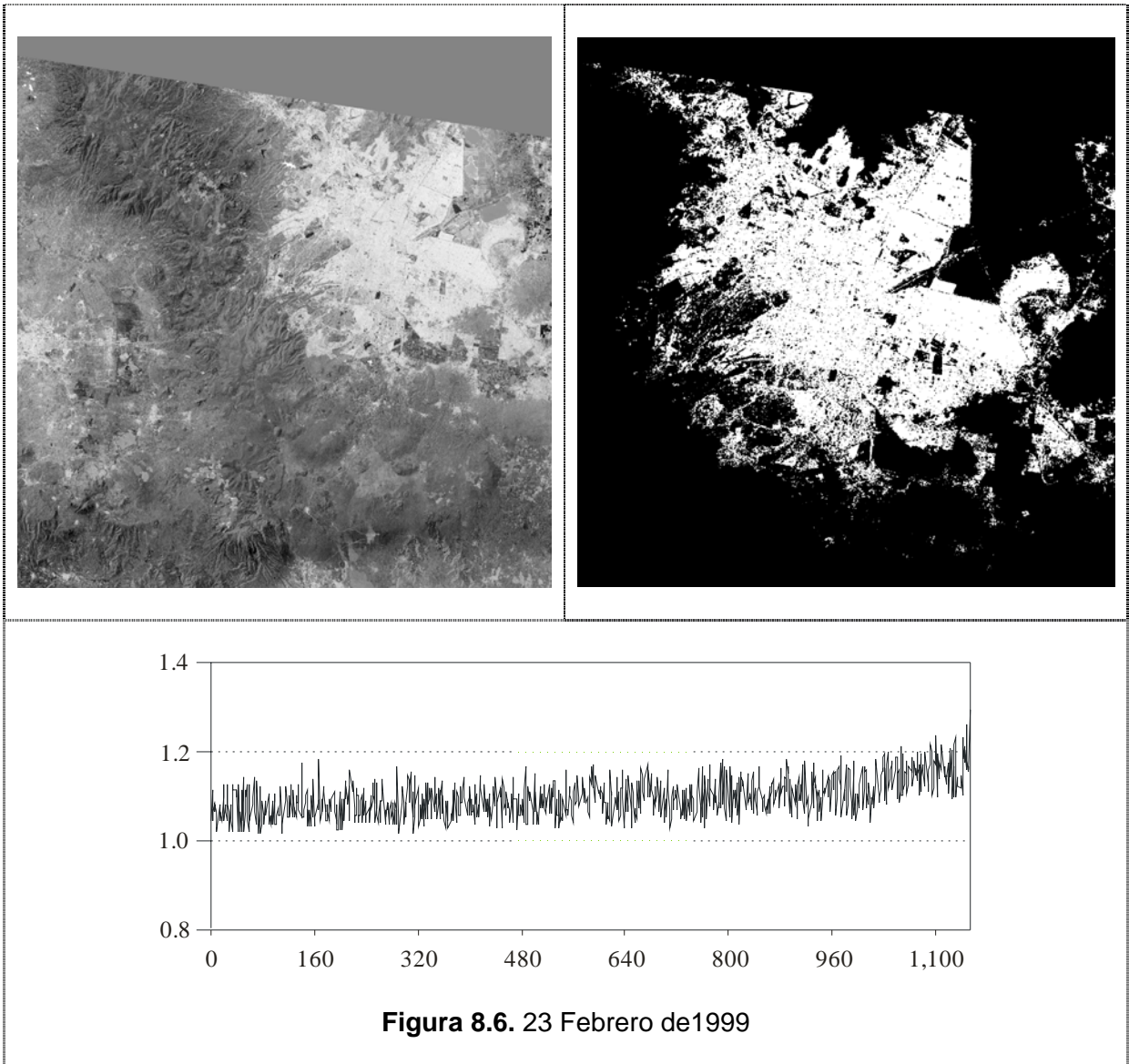
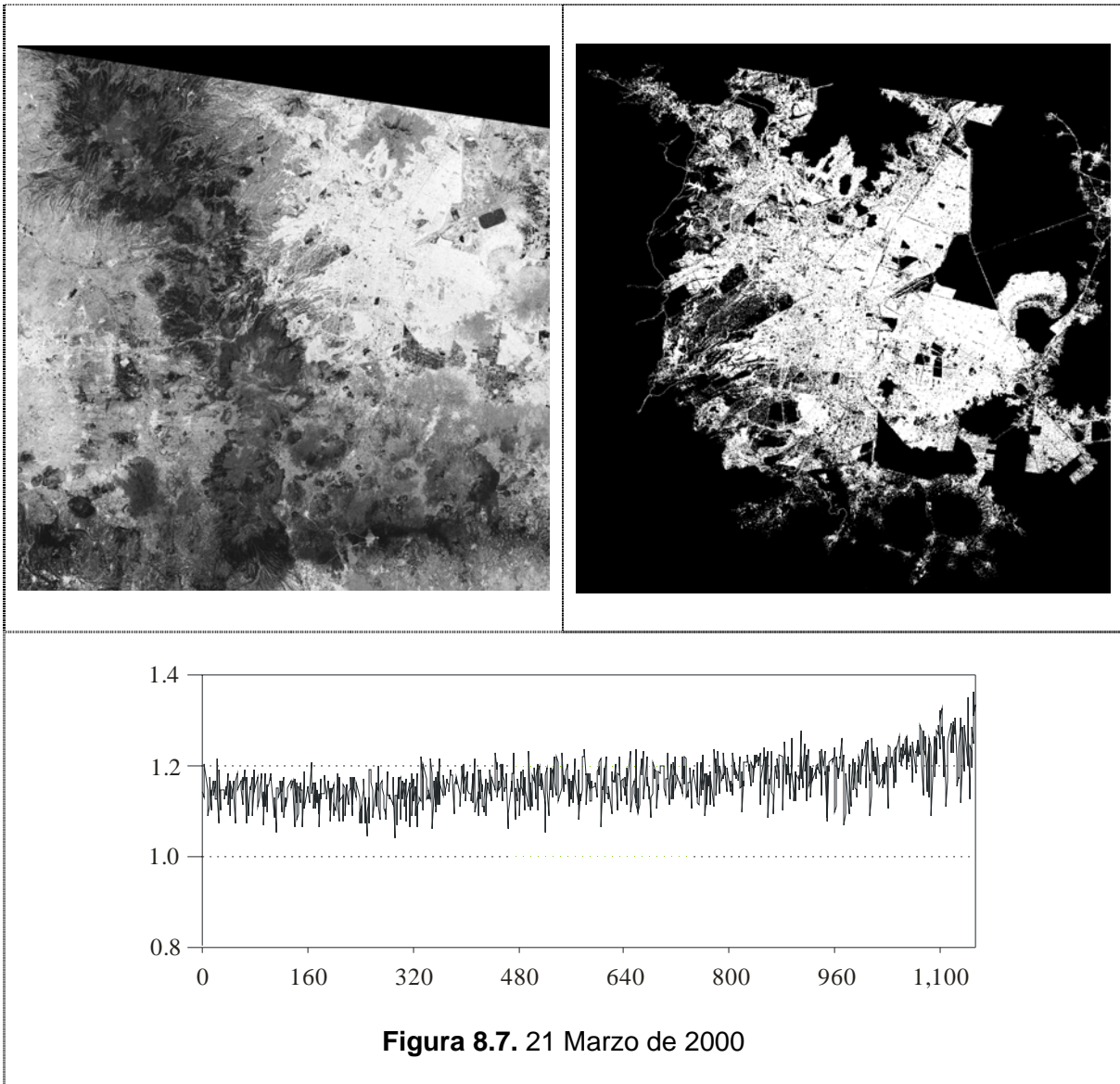


Figura 8.5. 20 Febrero de 1998





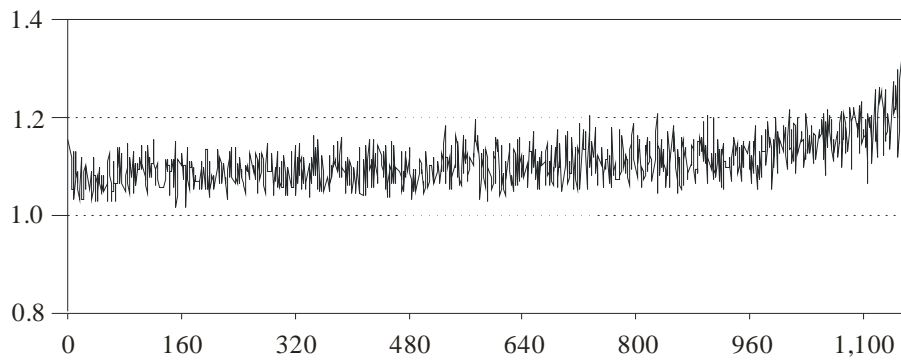
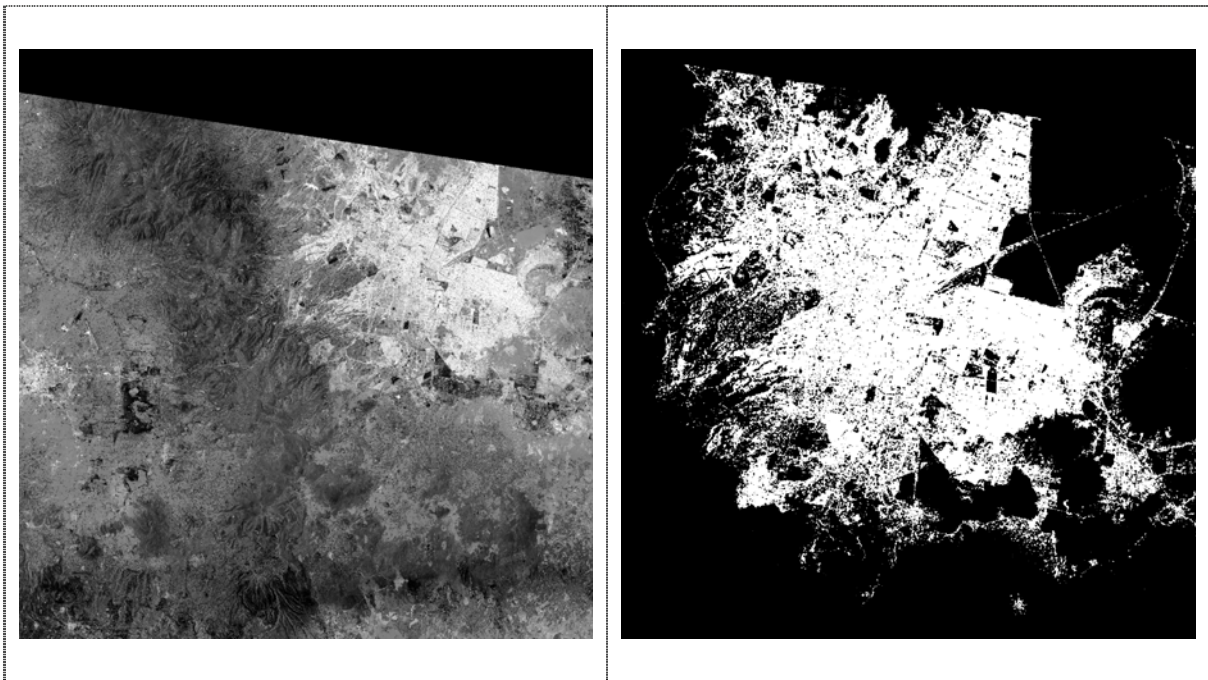


Figura 8.8. 01 Abril de 2001

Los resultados en cuanto al algoritmo de lógica probabilística se observan eficientes, es decir, en todas las imágenes, se verifica que realmente existe una probabilidad de que se presente cierto grado de calidad de ciudad en relación a la presencia de cada una de las variables. En otras palabras la combinación probabilística muestra que las tres variables empleadas generan un realce de la ciudad en relación con el entorno de zonas rurales.

Las imágenes que corresponden a las segmentaciones muestran buenos resultados en general, permitiendo apreciar el notable crecimiento que ha sufrido la Ciudad de México, como se puede comprobar también en la figura localizada en el capítulo 5 (gráfica 5.1) sin embargo, no está de más aclarar que en cualquier segmentación realizada, existen confusiones por mínimas que sean y este trabajo, no fue la excepción ya que puede resaltarse una muy notoria, referente a la fecha del 14 de Enero de 1996, la cual se menciona en el capítulo 6 (figura 6.8).

La evolución del área presenta un incremento constante y la distribución de la dimensión fractal indica que el grupo de parches urbanos forman un conjunto de características fractales. La dimensión fractal que corresponde a los parches grandes de la ciudad, muestra una distribución similar a pesar del incremento de área experimentado por el crecimiento urbano.

CAPÍTULO 9

CONCLUSIONES

La Ciudad de México, una de las ciudades más grandes del mundo, logró ser segmentada de un conjunto de imágenes Landsat TM cubriendo un lapso de doce años. El área de crecimiento de la Ciudad de México fue modelada en términos de tres variables: Albedo, NDVI y Textura, las cuales describen su comportamiento espectral. Estas tres variables pueden ser usadas como una expansión de la imagen original que describe el área cubierta por la ciudad.

En el caso del Albedo, se pudo comprobar que a través de la variante de componentes principales, se podía separar la ciudad del resto de la imagen, puesto que la primera componente principal revela rasgos espectrales significativos, dado que está compuesta por una combinación lineal positiva de todas las bandas, por lo tanto, dicha componente es proporcional al albedo.

Para el índice NDVI, se demostró que utilizando las bandas 3 y 4 (rojo e infrarrojo cercano) se obtiene un realce muy claro de la vegetación calculándolo mediante la fórmula ya conocida. De igual forma con la textura, un operador divergencia fue aplicado a las imágenes mostrando buenos resultados, cabe mencionar que dicho operador no porta parámetros, ya que el tamaño finito del hipercubo y la función binomial de factores de peso son para estimar el valor de las derivadas parciales involucradas.

Por otro lado, se verificó que la transformación de componentes principales colocó el ruido en las últimas componentes, por ello el uso de las tres primeras componentes en el algoritmo de divergencia, ya que mejora la calidad de los resultados y disminuye la demanda de memoria y tiempo computacional. Por lo tanto, el operador divergencia mostró ser un método eficiente para medir las variaciones de textura a partir del conjunto de bandas de una imagen multispectral.

Asimismo, también se comprobó que las variables realzan la ciudad, esto gracias al algoritmo de lógica probabilística que se llevó a cabo a través de una interfaz realizada en Delphi 7.

Del mismo modo, en cuanto a los parámetros morfológicos obtenidos, se puede concluir que la dimensión fractal de los parches presenta un comportamiento muy parecido, no obstante que el área de la Ciudad de México experimentó cambios importantes. Dichos cambios se pudieron ilustrar de manera significativa en la gráfica 5.1 (Capítulo 5), donde se comprobó una notable aceleración en la urbanización.

De igual forma, los mapas de crecimiento generados por los bitmaps, corroboraron dicha información, pues en cada imagen-diferencia, se aprecia el crecimiento que experimentó la Ciudad en cada año.

En cuanto a los resultados de las segmentaciones, se pudo concluir que a pesar de que las variables utilizadas en este trabajo resaltan la ciudad, siguen prevaleciendo algunas confusiones, ya que algunos fragmentos no pertenecen a la ciudad, como se vio en el Capítulo 6 y 7, esto, sin tomar en cuenta, que para esta investigación no se incluyen como parte del área urbana, los parques y las fracciones inactivas en espacios abiertos sin construcciones.

Para evaluar la calidad de la segmentación, se obtuvieron los bitmap's correspondientes a cada fecha; el bitmap referente al 20 de febrero de 1998, fue comparado con un mapa de la ciudad que fue adquirido mediante datos cartográficos del INEGI. Esta comparación se llevó a cabo en relación con las características y escalas proporcionadas por las imágenes Landsat TM utilizadas en este trabajo.

En lo que respecta la expansión espacial y el crecimiento demográfico de la ciudad de México se puede deducir que continuarán de manera significativa. En realidad, la ciudad de México es demasiado grande, demasiado complicada y cambia con demasiada rapidez para ser explorada con la suficiente profundidad, sin embargo con la investigación realizada en este trabajo, se concluye que dicha ciudad seguirá teniendo cambios importantes.

Los cambios en el patrón de urbanización de México, durante este tiempo, se han debido en buena parte a las profundas transformaciones que ha experimentado el modelo económico. Estos cambios han propiciado, a su vez, que las perspectivas sobre

la distribución territorial de la población sean vistas también de manera distinta con el paso de los años.

Los cambios estructurales que paulatinamente se han venido dando en los ámbitos social, económico y político de la ciudad llevan a concluir que difícilmente habrá principales modificaciones en las tendencias de las tasas de migración hacia y desde la zona del valle de México. Es decir, que las transformaciones demográficas y habitacionales más profundas se deben dar dentro de la metrópoli más que en el ámbito nacional.

BIBLIOGRAFÍA

Arfken G.B., and Weber H.J., (1995), *Mathematical methods for physicists*. San Diego, Academic Press, p 38.

Brambila Paz Carlos, (1992), *Expansión Urbana en México*, Ed. El Colegio de México, pp. 127-159.

Cálculos propios con base en datos del INEGI, XII Censo General de Población y Vivienda 2000, INEGI, (2001).

Comisión Metropolitana de Asentamientos Humanos (1998), *Proyecto de Programa de Ordenación de la Zona Metropolitana del Valle de México*, SEDESOL

CONAPO (2003), *La Situación Demográfica de México*, No.7, pp. 41-61.

Covarrubias Gaitán Francisco, (2004), *Prospectiva de la Urbanización en el Valle de México, Páramo del campo y la Ciudad*, Revista Cuatrimestral, "Metrópolis, Gobernabilidad y Desarrollo Humano", Año 2, Núm.5, CENAPEM. pp. 23-34.

Estrada, William F., (2004), "Geometría Fractal, Conceptos y Procedimientos para la construcción de fractales", Bogotá: Cooperativa Editorial Magisterio, pp. 49, 54, y 55

Floyd F. Sabins, Jr., (1978), *Remote Sensing Principles and Interpretation*, Freeman, pp. 17.

Gallaudet, Timothy C., Simpson, James J., (1991), *Automated Cloud Screening of AVHRR Imagery Using Split-and-Merge Clustering*, *Remote Sensing Environment* No. 38, pp. 77-121.

Goze, Béné B., et. al, (1999), *Watershed-based hierarchical SAR image segmentation*, *Internacional Journal Remote Sensing*, vol. 20, No. 17, pp. 3377-3390.

Guillermo Aguilar Adrián, (2004), Las mega-ciudades y las periferias expandidas. Ampliando el concepto en la Ciudad de México, Páramo del campo y la Ciudad, Revista Cuatrimestral, Asentamientos Humanos y Metrópolis, Año 2, Núm. 4, pp. 35-44.

Hevia Montiel Nidiyare, (2002), Tesis: Modelo Matemático del proceso de desertificación empleando variables canónicas y técnicas de percepción remota, División de Estudios de Posgrado, UNAM, pp. 80

Höppner, et.al, (2000), Fuzzy Cluster Analysis, "Methods por classification, Data analysis and image recognition, Other Wiley Editorial Offices, pp. 37

Icazuriaga Montes Carmen, (1992), La metropolización de la Ciudad de México a través de la instalación industrial, Ediciones de La Casa Chata, pp. 28-41.

Keuchel, Jens, et. al., (2003), Automatic land cover analysis for Tenerife by supervised classification using remotely sensed data, Remote Sensing of Environment, No. 86, pp. 530-541.

Lira J. y García E., (2003), Characterization of vegetation in the south of México by means of a canonical expansion, International Journal Remote Sensing, vol. 24, No. 5, pp. 1083-1093.

Lira, J. (1995), Introducción al Tratamiento Digital de Imágenes, Cuaderno del Instituto de Geofísica, UNAM.

Lira, J., (2001), Introducción al Tratamiento Digital de Imágenes, CIC-UNAM-FCE.

Lira, J., et. al, (1992). A Probabilistic Model to Study Spatial Variations of Primary Productivity in River Impoundments, *Ecological Applications*, Vol. 2, pp. 86-94.

McFeeters, S.K., (1996) The use of the normalizad Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features, International Journal Remote Sensing, vol 17, No. 7, pp. 1425-1432

Peitgen, Heinz-Otto, et al. (1992), "Fractals for the classroom", Part one, Introduction to Fractals and Chaos, National Council of Teachers of Mathematics, pp. 229, 230

Pratt., William K, (2001), Digital Image Processing, Digital, John Wiley & Sons Inc.

Prendes Rubiera N., (1993,), Aplicaciones del análisis digital de imágenes, Centro de Estudios y Experimentación de Obras Públicas (CEDEX), pp. 28-47.

Programa de Ordenación de la Zona Metropolitana del Valle de México, (1998).

Programa General de Desarrollo Urbano del Distrito Federal, (1996).

Schowengerdt, Robert A., (1997), Models and Methods for image Processing, Remote Sensing, Ed. Academic Press, 2a, ed., San Diego, pp.187, 188

T.M. Lillesand, R.W. Kiefer, (1987), Remote Sensing and Image Interpretation. John Wiley & Sons, p 620.

Unikel Spector; Borah, Calnek, et al. (1974), "La Dinámica del Crecimiento de la Ciudad de México", en Ensayos sobre el Desarrollo Urbano de México, SepSetentas, No. 143

Ünsalan, Cem, and Boyer Kim L., (2004), Linearized Vegetation Indices Based on a Formal Statistical Framework, IEEE Transactions on Geoscience and Remote sensing, vol. 42, No. 7, pp. 1575-1585.

Ward, Peter M. (1991), México: Una mega ciudad. Producción y Reproducción de un medio ambiente urbano, Ed. Alianza, pp. 59-61, 73, 74.