

01059



ELIJA UN TÍTULO A LOS
Acreditados al RU

UNIVERSIDAD NACIONAL AUTONOMA DE MEXICO

FACULTAD DE FILOSOFIA Y LETRAS

POSGRADO EN GEOGRAFIA

**“LA PERCEPCION REMOTA Y EL ANALISIS CANONICO
APLICADOS AL ESTUDIO DE LA CALIDAD DE LAS AGUAS
SUPERFICIALES”**

**TESIS
QUE PARA OBTENER EL TITULO DE
MAESTRA EN GEOGRAFIA**

**PRESENTA:
MARIA YOLANDA CAMPOS MORALES**

**DIRECTOR:
JORGE LIRA CHAVEZ**

México, D.F.

2004.



Universidad Nacional
Autónoma de México



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

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

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

**ESTA TESIS NO SALE
DE LA BIBLIOTECA**



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

FACULTAD DE FILOSOFÍA Y LETRAS

POSGRADO EN GEOGRAFÍA

LA PERCEPCIÓN REMOTA Y EL ANÁLISIS CANÓNICO
APLICADOS AL ESTUDIO DE LA CALIDAD DE LAS AGUAS
SUPERFICIALES

TRABAJO
QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE
MAESTRÍA EN GEOGRAFÍA

PRESENTA:
MIRIAM YOLANDA CAMPOS ROSALES

DIRECTOR:
JORGE LIRA CHAVEN

Dedico la presente tesis a mis padres:

Enlailia Morales de la Rosa.

y

Antonio Campos Rosas.

Con mucho respeto y cariño.

Yolanda.

Autorizo a la Dirección General de Bibliotecas de la UNAM a publicar en formato electrónico e impreso el contenido de mi trabajo recepcional.
NOMBRE: María Yolanda Campos Morales
FECHA: 21/10/2007
FIRMA: [Firma manuscrita]

Agradezco la asesoría del *Dr. Jorge Lira Chávez*, así como la paciencia, sus enseñanzas y el gran apoyo en cuanto al material y el espacio de trabajo para hacer posible la elaboración de la presente tesis.

A mis sinodales:

Dr. Román Álvarez Béjar, por su confianza, las críticas de la tesis y sugerencias de temas relacionados a la misma.

Dr. Raúl Aguirre Gómez, por la revisión exhaustiva y minuciosa, las críticas y sugerencias en el contenido y el análisis de los resultados.

Dr. Artemio Gallegos García, por el análisis estructural y críticas de todo el contenido.

Mtro. Ranulfo Rodríguez Sobreira, por las indicaciones en el contenido y el análisis de resultados.

Y a:

El *Ing. Ignacio Castillo Escalante*, Gerente de Saneamiento y Calidad del Agua de la Comisión Nacional del Agua (CNA), por su atención y la información proporcionada de la calidad del agua correspondiente al estado de Tabasco (2000-2001).

El *Ing. Alejandro Rodríguez Aguayo*, por su valioso tiempo y el apoyo en la aplicación de los programas utilizados en el proceso de la tesis como Mathlab, entre otros. Así como sus buenas enseñanzas en su curso de programación y su gran paciencia.

“A todos mil gracias por el apoyo y el tiempo que me brindaron”.

INDICE

Páginas

1. Resumen _____	1
2. Introducción _____	3
3. Objetivos _____	6
4. Antecedentes _____	7
5. Metodología _____	16
6. Análisis de resultados _____	43
7. Conclusiones _____	56
8. Anexo _____	59
 Bibliografía _____	 70

1. RESUMEN.

La información existente de la calidad de los cuerpos de agua en México es aún escasa, pues el banco de datos con que cuenta corresponde únicamente a los ríos más importantes de todo el territorio. La calidad del agua (Bukata, *et. al.*, 1995), en este caso se refiere a las condiciones que presentan los cuerpos de agua de acuerdo a las sustancias contaminantes que contienen. La percepción remota es una metodología con la cual es posible realizar un monitoreo constante de la dinámica de los cuerpos de agua en grandes extensiones de la superficie terrestre, y que ofrece un pronóstico del estado de calidad que presenta un sistema hidrológico.

Por ende, el objetivo central de la presente investigación consiste en una propuesta metodológica para el estudio de los cuerpos agua superficial por medio de la percepción remota y la expansión canónica. Este modelo consiste principalmente en la segmentación de los cuerpos de agua de la parte correspondiente a tierra mediante la expansión canónica, con cuyo método se realiza una máxima separabilidad entre clases. De esta partición, se procede a realizar una clasificación con el conjunto de datos obtenidos de los cuerpos de agua con el algoritmo Isodata, obteniendo como producto un mapa temático (mapa binario) de las aguas superficiales pertenecientes a una zona piloto.

El mapa temático es una imagen binaria con valores de 0 y 1, que se utiliza para centrar el análisis digital exclusivamente en la información presente en los cuerpos de agua. Es decir que la imagen binaria constituye una máscara que se sobrepone a las imágenes originales de Aster, de la región del visible del espectro electromagnético (en donde es mayor la reflectancia del agua), para la aplicación de los algoritmos correspondientes a la estimación de la turbidez, clorofila-a y NDVI (Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada).

En este caso particular, los algoritmos aplicados (Gitelson, *et. al.*, 1993; Yang, *et. al.*, 1996; Chica, *et. al.*, 1999; Roberts, *et. al.*, 1995 y Ritchie, *et. al.*, 2003) para estimar los parámetros de la calidad del agua son los siguientes:

$$\text{Turbidez: } (\text{banda 1/banda 2}) * (\text{banda 3/banda 2}) \quad (1)$$

$$\text{Clorofila-a: banda 1/banda 2} \quad (2)$$

$$\text{NDVI: (banda 3-banda 2)/ (banda 3+banda 2)} \quad (3)$$

La temperatura es un producto a pedido en grados kelvin ($^{\circ}\text{K}$) (1), del cual se obtuvo una subimagen que cubre el área piloto con valores entre 12 y 32 grados Celsius ($^{\circ}\text{C}$) aproximadamente, obtenidos mediante el siguiente cálculo:

$$(\text{ND} \times 0.1) - 273.15 \quad (4)$$

En donde los ND corresponde a los valores digitales de la imagen, 0.1 corresponde al factor de escalamiento de la temperatura y el valor de -273.15 ($^{\circ}\text{C}$) pertenece a la radiación termal emitida (Rees, 2001) por un objeto por encima de cero absoluto en grados kelvin.

Estos cuatro parámetros constituyen las variables de entrada en la aplicación de un modelo probabilístico (Lira, *et. al.*, 1992a) para estimar la calidad del agua. En dicho proceso la calidad se determina de acuerdo a la presencia de cada indicador:

$$P = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - p_i) \quad (5)$$

Donde P es la probabilidad del estado de los procesos (presencia de los parámetros) y p_i es el valor normalizado de cada uno de los píxeles de las imágenes. De esta manera, se obtiene el pronóstico de la calidad del agua, cuyo producto final se correlaciona con los parámetros estimados, obteniendo entre las conclusiones, una mayor influencia de la temperatura y el NDVI. El valor promedio de la temperatura del agua es de 22.1 $^{\circ}\text{C}$, la cobertura de la vegetación se distingue principalmente en algunos bordes de los cuerpos de agua, en tanto que el grado de turbidez y concentración de la clorofila-a son bajos.

1

http://translate.google.com/translate?hl=es&sl=en&u=http://asterweb.jpl.nasa.gov/products/release_surface_kinetic_temperature.htm&prev=/search%3Fq%3Dtemperature%2Bkinetic%252Baster%26hl%3Des%26lr%3D%26ie%3DUTF-8%26oe%3DUTF-8%26sa%3DG

2. INTRODUCCION.

Actualmente la percepción remota tiene diversas aplicaciones en los estudios medioambientales para la observación de la dinámica espacio-temporal de los distintos fenómenos naturales. La resolución espectral y espacial de algunos sensores como el de ASTER, entre otros, hace posible la recopilación de una gran cobertura de información de los recursos naturales a una escala global y local. El estudio de la calidad del agua a través de la percepción remota tiene ventajas como la reducción de tiempo y trabajo en el monitoreo de los ecosistemas acuáticos cubriendo áreas muy grandes. De esta manera, es factible agilizar la búsqueda de soluciones y la toma de decisiones para su manejo y conservación.

La calidad del agua no solo se determina por el tipo de aprovechamiento del agua, sino también por sus propiedades o las sustancias contenidas en ella (Bukata, *et. al.*, 1995), las cuales se consideran como indicadores de las condiciones que presentan los cuerpos de agua. Las sustancias contaminantes del agua tienen distintas fuentes, las cuales pueden ser naturales o como producto de las actividades antrópicas. En general, los estudios de calidad del agua con la aplicación de la percepción remota en distintas partes del mundo (Gitelson, *et. al.*, 1993; Ritchie, *et. al.*, 2003; Lynch y Fearn, 2001), consideran principalmente a la turbidez, la clorofila-a, la temperatura y la vegetación acuática –debido a su posible detección con este método- como parámetros para la estimación del grado de calidad.

En México, existe un gran rezago en la información de la calidad del aguas superficiales, pues aunque desde 1974 se formó una red de monitoreo considerando los cuerpos de agua más importantes (2) del país, para generar un banco de información que subsanara este problema, aún siguen siendo insuficientes los datos que se tienen para controlar la disponibilidad y utilización de los recursos hídricos, así como el impacto de las actividades humanas sobre los mismos. Por ende, surgió la inquietud de proponer un modelo metodológico con el cual sea posible obtener un diagnóstico de la calidad del agua a través de la percepción remota, ya que con este método es posible realizar un análisis multivariable, en distintos tiempos y espacios. En este modelo se emplea el análisis canónico en la discriminación de las características espectrales del agua, para la estimación de los parámetros de la calidad. Con tal método estadístico también es posible segmentar los cuerpos de agua de la parte continental, lo que permite hacer un mejor análisis y clasificación de las sustancias contenidas en todo un sistema hidrológico.

² http://carpetas.semamat.gob.mx/estadisticas_2000/informe_2000/04_Agua/4.6_Calidad/index.shtml

En el modelo metodológico propuesto en la presente tesis, los parámetros de la calidad del agua (turbidez, clorofila-a, temperatura y vegetación acuática) son utilizados como variables de entrada para estimar la calidad del agua con el empleo de un modelo probabilístico, del cual deriva el producto final de la calidad (pronóstico). Con este resultado, se definen tres grados de calidad del agua (buena, media y mala) de acuerdo a la escala de valores digitales (0-250) que conforman la imagen, que representa, de menor a mayor, el incremento de la presencia de los distintos indicadores de la calidad, como se explica en el apartado número 5 de la presente tesis.

El presente trabajo de investigación está conformado por ocho apartados, de los cuales, el primero corresponde a un resumen de todo el proceso de investigación y análisis de la información generada con el modelo metodológico propuesto. La siguiente sección corresponde a la presente introducción de la tesis, en la que aparece la organización del proceso de investigación, algunos resultados y una visión general de los alcances que son posibles de obtener respecto al estudio de la calidad del agua con esta propuesta.

El tercer apartado, da a conocer los objetivos que persigue la presente investigación y, el cuarto, se refiere a los antecedentes del estudio de la calidad del agua mediante la percepción remota y el análisis canónico, en donde también se describen algunas de las características del sensor ASTER, al cual pertenecen las imágenes utilizadas en este caso particular.

En el quinto apartado se desglosa la metodología del modelo propuesto para el estudio de los cuerpos de agua superficial. Las distintas fases que lo integran explican la restauración de las imágenes digitales para su posterior proceso de segmentación mediante el análisis canónico, lo cual permite enfocarse exclusivamente a la manipulación de la información presente en los cuerpos de agua, en donde los datos tratados corresponden a los indicadores de la calidad del agua. Esto significa la aplicación de distintos algoritmos para la estimación de cada uno de los parámetros y los grados de calidad de agua a través del modelo probabilístico mencionado anteriormente.

El producto final de la calidad del agua y los correspondientes a cada parámetro son analizados en el apartado número 6, en donde se hace una relación de la covarianza y correlación de todo este conjunto de datos para conocer distribución de la información en un área piloto, el rango de valores (de

la calidad del agua y los parámetros) y la participación de cada uno de los indicadores en el producto final de la calidad.

En la sección número 7 se presentan las conclusiones obtenidas, en donde se señalan algunas observaciones realizadas durante todo el proceso metodológico y se establecen algunas advertencias respecto a la precisión de los resultados obtenidos. Finalmente, se integró un anexo (apartado ocho), que presenta algunos conceptos generales de la percepción remota y el análisis canónico para todos aquéllos que deseen obtener un poco más de información relacionada con ambos métodos.

Esta propuesta metodológica tiene como finalidad apoyar, en la medida posible, la investigación y monitoreo de las aguas superficiales con la aplicación de la percepción remota y el análisis canónico con el propósito de obtener un diagnóstico de la calidad del agua en distintos lugares y tiempos, considerando el debido ajuste de los algoritmos aplicados en la estimación de los distintos parámetros tomados en cuenta. Asimismo, cabe aclarar que para obtener resultados mucho más precisos, es posible apoyarse con datos *in situ* para validar los productos finales.

3. OBJETIVOS.

Objetivo general:

Proponer un modelo metodológico para predecir la calidad de las aguas superficiales con el empleo de la percepción remota y el análisis canónico.

Objetivos particulares:

1. *Indicar el proceso de preparación de una imagen multispectral para el análisis digital en el estudio hidrobiológico.*
2. *Señalar la importancia de la segmentación de una imagen multispectral a través de la expansión canónica para el análisis de los parámetros de la calidad del agua.*
3. *Estimar los parámetros de la calidad del agua a través de la percepción remota.*
4. *Analizar la probabilidad de las condiciones de la calidad del agua con la aplicación de un modelo matemático elaborado desde el punto de vista de la percepción remota.*

4. ANTECEDENTES.

La percepción remota o teledetección se define como la técnica que permite adquirir imágenes de la superficie terrestre por sensores a bordo de plataformas espaciales, o bien, como la ciencia y arte de obtener información acerca de un objeto, área, o fenómenos a través del análisis de los datos adquiridos por un dispositivo o sensor, sin la necesidad de tener contacto directo con el objeto (Lillesand y Kiefer, 1994). La aplicación de la percepción remota en el estudio de los ecosistemas acuáticos, tuvo sus primeros intentos a principios de la década de los sesenta del siglo XX (Sabins, 1997), cuando en Estados Unidos se empezó a desarrollar la capacidad de observar a los océanos desde el espacio.

Aproximadamente a partir de las últimas tres décadas del siglo XX, aparecieron varios sensores que fueron empleados, entre otros, para el estudio del agua superficial, como el TM (*Thematic Mapper*) y MSS (*Multispectral Scanner*) del programa *Landsat* (Lathrop y Lillesand, 1986; Ruiz, 1995), el SPOT (*System Pour l'observation de la Terre*) (Zhou, et al., 1998), y Aster (*Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer*) (Paringit y Nadaoka, 2003). Aster es uno de los más recientes y posee una alta resolución espectral, espacial, y temporal, cuyas características hacen posible su aplicación en diversas ramas de la investigación de los recursos naturales a una escala global, regional y local.

El sistema ASTER (1999) ⁽³⁾ obtiene imágenes de la superficie terrestre en 14 colores (bandas espectrales) y está compuesto de tres subsistemas (Tabla No. 1) correspondientes a los rangos espectrales: visible e infrarrojo (VNIR: *Visible and Infrared Radiometer*), infrarrojo de onda corta (SWIR: *Short Wave Infrared Radiometer*) e infrarrojo térmico (TIR: *Thermal Infrared Radiometer*).

Características	VNIR	SWIR	TIR
Rango espectral	Banda 1: 0.52-0.60 μm	Banda 4: 1.600-1.700 μm	Banda 10: 8.125-8.475 μm
	Banda 2: 0.63-0.69 μm	Banda 5: 2.145-2.185 μm	Banda 11: 8.475-8.825 μm
	Banda 3: 0.76-0.86 μm	Banda 6: 2.185-2.225 μm	Banda 12: 8.925-9.275 μm
	Banda 3B: 0.76-0.86 μm	Banda 7: 2.235-2.285 μm	Banda 13: 10.25-10.95 μm
		Banda 8: 2.295-2.365 μm	Banda 14: 10.95-11.65 μm
		Banda 9: 2.360-2.430 μm	
Resolución espacial	15 m	30 m	90 m

Tabla No. 1. Características del sistema ASTER.

³ <http://asterweb.jpl.nasa.gov/instrument/instrument.htm>

El primer subsistema consiste de 3 bandas en el visible e infrarrojo con una resolución de 15 m, permite la visión estéreo con las bandas 3 y 3B (segunda vista de la 3), con las que puede estimarse la velocidad de desplazamiento de algunos fenómenos naturales (Castro, *et. al.*, 2003), como en el caso particular de las plumas térmicas en el agua en un estudio multitemporal. Las bandas del VNIR en los estudios del agua (Paringit y Nadaoka, 2003 y Verma, *et. al.*, 2003), son útiles para la observación del contenido de clorofila-a, la turbidez y la vegetación acuática vascular.

El subsistema SWIR posee seis bandas con una resolución de 30 m que son utilizadas principalmente para observar aquellas áreas de la superficie terrestre (tierra y agua) con altas temperaturas (Castro, *et. al.*, 2003), considerando los valores de la radiancia. La banda 4 (1.60-1.70 μm) se emplea en el cálculo de los índices de vegetación (Verma, *et. al.*, 2003) de las plantas acuáticas vasculares.

El subsistema TIR, integrado por cinco bandas con una resolución de 90 m, se utiliza básicamente para la observación de temperaturas superficiales de más de 30°K (Castro, *et. al.*, 2003; Paringit y Nadaoka, 2003), como en el caso particular de las propiedades térmicas de los cuerpos de agua.

El ancho de barrido para los tres subsistemas es de 60 km con un ciclo repetitivo de 16 días. Esta periodicidad del registro de información multispectral es un factor muy valioso en el estudio de la dinámica del proceso de contaminación de los cuerpos de agua, entre otros.

En la investigación de los cuerpos de agua superficial la percepción remota es un método que permite realizar monitoreos constantes y cubriendo áreas extensas. En general, las metodologías empleadas con este propósito, utilizan los métodos estadísticos para hacer un análisis multispectral de las características bio-físicas de los cuerpos de agua (Lira, *et. al.*, 1992), como en el caso particular del análisis canónico.

El análisis canónico (Lira, 2002) se define como un procedimiento con el que se crean nuevas variables que contienen toda la información útil para la discriminación de la que se dispone en las variables originales. Este método permite separar una clase (cuerpo de agua) del resto de la imagen, realizando una segmentación de una imagen digital que contiene diversos patrones relacionados con los

objetos de la escena observada por los sensores remotos, de esta manera, un estudio determinado se puede enfocar con mayor facilidad a los patrones de interés (*p.e.* cuerpos de agua).

En varios estudios de las aguas costeras (Chica, *et. al.*, 1999), separan a los cuerpos de agua de las zonas de tierra, como un paso previo al tratamiento de las imágenes multispectrales, esto es con una clasificación de clases (análisis de cúmulos) que define una imagen binaria (valores 0 y 1) que es aplicada a las imágenes originales para excluir la parte continental en cálculos posteriores. La imagen binaria actúa como una máscara (Yang, *et. al.*, 1996) para la estimación de los parámetros de la calidad del agua.

Los indicadores de la calidad del agua pueden ser combinados con el empleo de la lógica probabilística multivariada (Lira, *et. al.*, 1992), para cartografiar la posible existencia de tales parámetros en un solo mapa que represente el estado del proceso natural de los cuerpos de agua.

Gray (1996), señala que la calidad de los cuerpos de agua superficial depende de una combinación entre el clima, factores biológicos, geológicos y actividades humanas. Las precipitaciones traen cantidades apreciables de materia sólida al agua como es el polvo, polen, cenizas de volcanes, bacterias, esporas, sales, entre otros. Los factores biológicos que afectan la calidad son, por ejemplo, la presencia de algas (clorofilas y carotenoides), la materia orgánica disuelta, plantas vasculares acuáticas y organismos patógenos.

La calidad del agua en las aguas superficiales también depende de la geología de la cuenca de captación. En general, las zonas de captación de cretas y calizas originan aguas claras, mientras que las rocas impermeables como el granito originan aguas turbias. La turbidez está causada por partículas finas, tanto de origen inorgánico como orgánico, las cuales son tan pequeñas que no sedimentan y por eso el agua aparece turbia.

El uso de la tierra, incluyendo la urbanización y la industrialización afectan significativamente la calidad del agua, siendo la agricultura la que produce un efecto más profundo en los recursos debido a la naturaleza dispersa y extensa de la misma.

Debido a la combinación de estos factores naturales y antrópicos, los cuerpos de agua pueden presentar una situación bastante compleja, ante todo las aguas costeras (Contreras, 1993) que son parte

de un gran mosaico de interacciones propias de la zona litoral y están influidas directamente por el mar, los ríos, el ambiente terrestre circundante y las condiciones atmosféricas, lo cual les da una gran particularidad.

Se considera que la calidad del agua (Bartram, 1996) es posible identificarla con su estado natural y la pérdida de calidad vendría medida por la distancia a ese estado. La calidad del agua no es un criterio completamente objetivo, ya que el estándar apropiado para calificarla depende del aprovechamiento al cual esté destinado tal recurso.

La manera más sencilla y práctica de estimar la calidad del agua consiste en la definición de índices o ratios de las medidas de ciertos parámetros físicos, químicos, y bacteriológicos en una situación real y, en otra situación, que se considera admisible o deseable, ésta se define por ciertos estándares o criterios (Antelo, 1995). En México, por ejemplo, la CNA (Comisión Nacional del Agua) utiliza el ICA (Índice de Calidad del Agua), que agrupa de manera ponderada varios parámetros para determinar el deterioro del líquido.

La calidad del agua (Ritchie, *et al.*, 2003), en general, es un descriptor de las características de las propiedades del agua en términos físicos, químico, termal y biológico. Es difícil definir un solo estándar de calidad para poder satisfacer todas las necesidades que se tienen de este recurso, debido a que los parámetros bio-químicos y físicos considerados para consumo humano son distintos a los considerados para irrigación, por ejemplo.

En el estudio de la calidad del agua, la percepción remota es un método mediante el cual es posible detectar los cambios espacio-temporales de las características del agua a gran escala. Las aplicaciones de este método son innumerables en la investigación de los cuerpos de agua continentales superficiales y en zonas costeras de distintas partes del mundo (Ritchie, *et al.*, 1990; Gitelson, *et al.*, 1993; Lynch y Fearn, 2001), tomando en cuenta principalmente a la turbidez, la clorofila-a, productividad primaria, salinidad, temperatura y vegetación acuática como indicadores de las condiciones de la calidad del agua (Lira et al., 1992), debido a que pueden ser detectados con este método y por la posibilidad de hacer una correlación de dichos parámetros con datos de los mismos obtenidos *in situ*. En este tipo de estudios se han desarrollado modelos que pueden predecir las condiciones de la calidad del agua (Morel

y Prieur, 1977; Sathyendranath, *et al.*, 1989; Florence, *et al.*, 2000; Bukata, *et al.*, 2001), ampliando la aplicación de la percepción remota en la detección los parámetros mencionados.

La aplicación de las técnicas de la percepción remota en la calidad del agua (Rawls, *et al.*, 2003) depende de la habilidad en la detección de los cambios físico-químicos que en ella se producen, los cuales se registran a través de las firmas espectrales que reflejan los cuerpos de agua. Este registro se relaciona con los parámetros hidrobiológicos a través del empleo de modelos analíticos o empíricos. La longitud de onda óptima para medir cada uno de los parámetros depende de las propiedades que estos posean, de su cantidad o concentración y las características del sensor. Debido a esto, se sugiere que los parámetros estimados con las técnicas de la percepción remota se validen con datos extraídos en campo para adquirir resultados más precisos.

Entre estos trabajos se hace la suposición de que las longitudes de onda del espectro electromagnético pueden penetrar en el agua (⁴) hasta 1.8 m en la banda del azul e ir disminuyendo hacia el infrarrojo cercano (Robinson, 1994) hasta solo unos pocos milímetros, lo cual es detectado por el sensor.

Carpenter y Carpenter (1983), en una evaluación de calidad del agua al SE de Australia, con empleo de datos MSS, TM e información *in situ*, estimaron la carga de sedimentos y concentración de pigmentos, obteniendo un modelo independiente para cada parámetro con la estadística multilínea. El modelo para la turbidez fue un predictor aplicable en distintos sitios a diferencia del modelo para estimar la concentración de pigmentos, que fue aplicable para un solo lugar.

De acuerdo con Klemas, *et al.* (1974), la concentración de sedimentos suspendidos (CSS) en los cuerpos de agua (bahía de Delaware) pueden ser observados mediante la percepción remota, utilizando la banda roja del espectro electromagnético (0.60– 0.70 μm , banda 1 del Erts-1: *Earth Resource Technology Satellite*), la cual da la mejor respuesta en la detección de sólidos suspendidos. Las zonas de mayor reflectividad correspondieron a una mayor CSS y su detección sirvió para establecer patrones de circulación sobre el cuerpo de agua.

⁴ <http://utdallas.edu/~cornelo/Research/RSweb/>

Otros autores (Roberts, *et. al.*, 1995; Novo, *et. al.*, 1989; Ritchie y Cooper, 1988), con el empleo de datos TM, MSS e IRIS (*Infrared Intelligent Spectroradiometer*), señalan que la longitud de onda óptima para estimar la CSS depende de las características de las partículas en suspensión (color, tamaño, forma, distribución, etc.), así como del tipo de sensor utilizado en el registro de la información y su ángulo de inclinación, la profundidad de las aguas, la estación del año y características del lugar. Considerando estos factores, los diversos trabajos enfocados en la turbidez del agua han obtenido en sus resultados que las bandas localizadas entre el rojo (0.60-0.70 μm) y el infrarrojo cercano (0.70-0.80 μm) son las longitudes de onda óptimas para estimar la CSS, debido a que presentan una mayor reflectancia respecto al resto de las bandas espectrales, de las cuales sobresale la banda roja en el porcentaje de reflectancia. Como la composición mineral de las partículas en suspensión afecta su color, existe una variación en la reflectancia espectral del agua, por lo que los sedimentos de color blanco tienen una mayor reflectancia en el rojo y los que tienen un tono rojizo pueden observarse mejor en la banda del infrarrojo cercano. La absorción espectral se observa en la banda del verde (0.50-0.60 μm) y el azul (0.40-0.50 μm); esta última es la que representa la máxima absorción.

En estudios multitemporales realizados con el empleo de las bandas 2 (0.63-0.69 μm) y 3 (0.76-0.86 μm) del sensor Aster ⁽⁵⁾ y su respectiva correlación con datos *in situ* para calcular la turbidez del agua en zonas costeras (Paringit y Nadaoka, 2003), se ha demostrado que la banda 3 es la óptima para la estimación de la CSS. Al igual que los estudios efectuados con otros sensores, se observa que la reflectancia del agua aumenta con la concentración de las partículas en suspensión, las cuales pueden aumentar en cantidad en la época de lluvias, por el aumento en el volumen de los cuerpos de agua y los fuertes vientos que incrementan la turbulencia y dinámica de las corrientes, generando un mayor acarreo de sedimentos, según las características geográficas del lugar.

Considerando los rangos máximos en la reflectancia y absorción de la CSS (Gitelson, *et. al.*, 1993) en el espectro electromagnético, se propuso un modelo para observar la turbidez en aguas costeras que consiste en un cociente entre las bandas localizadas en la región espectral del rojo y azul o verde (Doxarán, *et. al.*, 2002), con el cual es posible obtener buenos resultados en varios cuerpos de agua con distintos grados de eutrofización.

⁵ <http://utdallas.edu/~cornelo/Research/RSweb/>

Lynch y Fearn (2001), en estudios realizados de la concentración de la clorofila-a, correlacionando datos de SeaWiFS (*Sea-viewing Wide-Field-of-View Sensor*) y MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectrometer*) con información obtenida en campo (zona costera del Noroeste de Australia) observaron que la mayor reflectancia espectral del agua se observa en la región del verde (0.50-0.60 μm) del espectro electromagnético. La mayor concentración de la clorofila-a se localiza en zonas cercanas a la costa durante el período invernal. Respecto a esto, López (1986), observó en un trabajo de investigación multitemporal en un área de costa (Laguna de Coyuca, Guerrero), que la clorofila-a puede alcanzar un rango más alto durante la época de la primavera debido al florecimiento del fitoplancton, que durante el otoño, época en la que el agua se observa más clara.

Morel y Prieur (1977) y Aguirre (1987), en el análisis del contenido de clorofila-a en cuerpos de agua costeros indica la presencia de una coloración entre verde y amarillo, que corresponde a la banda comprendida entre los 0.50 y 0.60 μm (banda verde), la cual es reflejada por el agua y el material que esta contiene. Asimismo, dentro de estos materiales destaca la actuación de la clorofila-a, cuyo pigmento tiene una alta reflectividad en la longitud de onda del verde, así como muestra una absorción máxima entre los 0.60 y 0.70 μm (rojo). Esta misma observación la señalan Brivio, *et. al.* (2001) y Mayo, *et. al.* (1995), en el estudio de la clorofila-a en dos lagos continentales, quienes emplearon un modelo sugerido por Gitelson *et. al.* (1993) para estimar este parámetro obteniendo buenos resultados al considerar el efecto que tiene en la reflectancia espectral la CSS en el rango del visible. En el modelo se emplean las bandas del TM y consiste de la sustracción de la banda 3 (0.62-0.69 μm) a la banda 1 (0.45-0.52 μm) para corregir la radiancia adicional causada por la dispersión de la energía por parte de la materia no orgánica suspendida en el agua. El resultado obtenido se divide entre la banda 2 (0.52-0.60), la cual corresponde a la máxima reflectancia de la clorofila-a.

Este tipo de modelos (Gitelson *et. al.*, 1993) son útiles para predecir la distribución de los parámetros hidrobiológicos y observar las condiciones que presentan los cuerpos de agua en diversas áreas geográficas sin un conocimiento previo de las sustancias (material orgánico e inorgánico) que el agua contiene en un lugar específico, pero es más conveniente su aplicación si antes de ejecutarlos se tuviera conocimiento de las características de las mismas porque la composición y distribución de los materiales en el agua varían continuamente en espacio y tiempo.

Los modelos creados con empleo del sensor TM pueden ser aplicados también con los datos obtenidos con el sensor Aster (Paringit y Nadaoka, 2003) para el monitoreo de la calidad del agua, el cual ha demostrado su capacidad para hacer un análisis multitemporal en la creación de patrones estacionales de la distribución de los parámetros de la calidad del agua a través de los modelos biofísicos.

Respecto a la observación de plantas vasculares acuáticas (Ritchie, *et. al.*, 2003) éstas también son discriminadas en las imágenes de satélite por medio de su reflectancia. La vegetación presenta una máxima absorción en la banda del rojo (0.60-0.70 μm), en tanto que la reflectancia tiene su mayor porcentaje en el infrarrojo cercano y disminuye paulatinamente hacia la región del infrarrojo medio. Es así como se pueden distinguir algunas especies de macrofitas (hydrilla, hyancita y salvinia, entre otras) en zonas pantanosas de clima cálido.

En las imágenes Aster (Verma, *et. al.*, 2003), utilizadas en estudios de la cobertura de macrofitas (*p.e.* la hyancita) en los cuerpos de agua, éstas tienen una gran reflectancia en el infrarrojo cercano (0.76-0.86 μm). En una imagen en falso color aparecen con un color rojo brillante, mientras que el agua aparece en negro por su alta absorbancia del infrarrojo cercano.

El Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI), es el índice de vegetación más utilizado (Bannari, *et. al.*, 1996) por su sensibilidad al contenido de la clorofila, el cual es un modelo para convertir la reflectancia registrada por la percepción remota de los distintos tipos de vegetación sobre la superficie terrestre, utilizando la región del rojo en el espectro correspondiente a la banda de absorción de la clorofila y el valor máximo de la reflectancia en el infrarrojo cercano, que es consecuencia de las dispersiones múltiples de la radiación por el interior de la estructura celular. Se puede decir que el 90% de la información relativa a la vegetación está contenida en las bandas rojo e infrarrojo; motivo por el cual se utiliza una combinación de ambas para la estimación de la cobertura vegetal.

En los estudios de la calidad del agua, con las variaciones de la temperatura es posible observar poluciones termales (Ritchie, *et. al.*, 2003), según sean las condiciones ambientales en el que se localicen los cuerpos de agua. Las poluciones termales existen cuando las actividades biológicas son afectadas por los cambios de temperatura en los cuerpos de agua como consecuencia de las actividades humanas. Las plumas térmicas en los cuerpos de agua superficial pueden aparecer por liberación de energía por parte

de plantas eléctricas, lo cual podría analizarse en los estudios multitemporales. Los cambios estacionales de la temperatura en el agua (Bricaud, *et. al.*, 2002 y Ruiz, 1995), influyen en la productividad primaria y la concentración de algas.

Para conocer las propiedades térmicas del agua (Robinson, 1994) a través de la percepción remota también se han creado algunos modelos (utilizando algoritmos como el de doble-ventana, ventana dividida y triple ventana). Las medidas de la temperatura superficial del mar (TSM), se basan en la emisión termal de la tierra, con la suposición de que ésta tiene un máximo de 10-12 μm .

El sensor Aster proporciona un producto de la temperatura superficial (temperatura cinética superficial) obtenido durante el día o la noche, generado con las cinco bandas termales (TIR), cuya gama espectral está entre los 8 y 12 μm , tiene una resolución espacial de 90 m y puede aplicarse a estudios de la temperatura del agua superficial ⁽⁶⁾.

La temperatura cinética superficial se determina aplicando la ley de Planck, con los valores de la emisividad del algoritmo de la separación de la Temperatura-Emisividad (TES), el cual emplea datos corregidos atmosféricamente de la radiación de la superficie terrestre del ASTER (TIR).

En la investigación de la calidad del agua, se han obtenido perfiles de la temperatura en los cuerpos de agua superficial que indican la capacidad de las bandas TIR del sensor ASTER de penetración en el agua hasta unos 30 cm.

La aplicación de la percepción remota en la detección de cada uno de los parámetros hidrobiológicos (temperatura, clorofila-a, turbidez y NDVI), así como el análisis estadístico y la representación cartográfica de la combinación de los distintos indicadores pueden definir un estado predictivo de la calidad del agua, cuyo proceso se presenta en la siguiente sección, correspondiente a la metodología.

⁶ http://asterweb.jpl.nasa.gov/products/release_surface_kinetic_temperatur.htm

5. METODOLOGIA.

El desarrollo de la presente tesis implicó, básicamente trabajo de gabinete, el cual fue realizado principalmente en el Laboratorio de Percepción Remota (LabPR) del Instituto de Geofísica, en donde se utilizó el software correspondiente: Envi 3.6, PCI, SANDI (desarrollado en el LabPR) y, un programa especialmente diseñado para el Análisis de la Descomposición en Componentes Principales (desarrollado en el LabPR), derivado de los módulos que integran a SANDI. De este mismo lugar, se adquirió la imagen multiespectral de Aster (24-02-2001) con una dimensión (columnas/líneas de píxeles) de 4980 por 4200 en el VNIR y 2490 por 2100 en el SWIR; la imagen de temperatura (producto a pedido: AST_08) tiene una dimensión de 830 por 700. Estas imágenes cubren una zona costera localizada al centro del estado de Tabasco, entre las coordenadas geográficas: 18°47', 18°37', 17°54', 17°49' de latitud Norte y 93°10', 93°09', 92°34' 92°26' de longitud Oeste.

Por otro lado, se recopiló de información temática de la zona, extraída principalmente de las cartas geológica e hidrología superficial (E15-5, a escala 1:250 000) y las topográficas a escala 1: 50 000 (E15B61, E15B71, E15B72, E15B79, E15B81) de INEGI, para identificar algunos de los factores que influyen en la calidad de los cuerpos de agua, así como se adquirió información de los parámetros de calidad del agua de la CNA (Comisión Nacional del Agua) correspondientes a su red de monitoreo de los años 2000 a 2001, pertenecientes al estado de Tabasco.

También se investigó e integró información bibliográfica y hemerográfica de investigaciones realizadas de los distintos parámetros (temperatura, clorofila-a, turbidez e índice de vegetación) considerados para el análisis de la calidad del agua con la aplicación de las técnicas de la percepción remota.

Las etapas que integran el proceso metodológico de la presente tesis son principalmente tres:

- *Preprocesamiento de las imágenes Aster.*
- *Segmentación de los cuerpos de agua en las imágenes Aster con la aplicación del análisis canónico.*
- *Estimación de la calidad del agua. a través de un modelo matemático, desde el punto de vista de la percepción remota.*

5.1. Preprocesamiento de las imágenes Aster.

Esta etapa se refiere a la preparación de las imágenes Aster para su posterior análisis digital, y comprende básicamente correcciones de las anomalías (Richards, 1986) que puedan presentar las imágenes (geométricas, radiométricas, etc., según sea el caso) para su posterior análisis digital. En este caso, los trabajos realizados son principalmente 3:

- *Reformateo.*
- *Corrección geométrica.*
- *Corrección atmosférica.*

Estos trabajos se explican de forma sinóptica en la Fig. 1 con varios incisos. En primer lugar, se efectuó el *reformato* (cambio en el tamaño de los píxeles) de las imágenes del SWIR con 30 m de resolución (a) y la imagen de la temperatura cinética superficial (AST_08) que tiene una resolución de 90 m, para hacer posible su sobreposición con las bandas del VNIR (b) que tienen 15 m de resolución. Con las imágenes del VNIR y del SWIR se formó una imagen multispectral (c), a la que se le hizo una *corrección geométrica* (d) con el método del vecino más cercano para conservar los valores originales de los niveles de gris de la imagen (Chuvieco, 1990). Posteriormente se efectuó un *recorte* (e) de la misma imagen para delimitar un área piloto en la que se aplicó el modelo metodológico propuesto en la presente tesis. La subimagen de salida al ser georeferenciada (f), corresponde a las siguientes coordenadas geográficas: 18°27'59".06, 18°27'57".44, 17°49'40".08 y 17°49'38".53 de latitud Norte y 99°01'29".49, 98°35'11".17, 99°01'29".17 y 98°35'.16".57 de longitud Oeste.

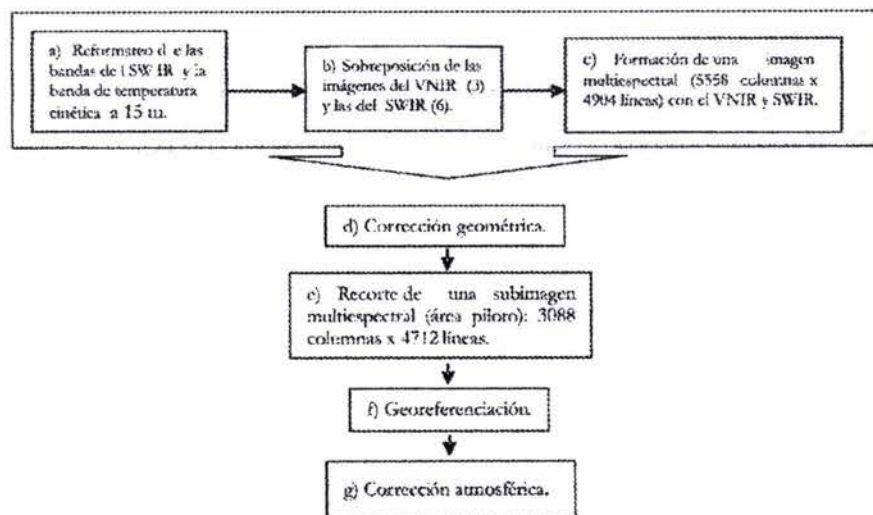


Fig. 1. Fases del preprocesamiento (indicadas en cada inciso).

La corrección geométrica se realizó con 20 puntos de control y un error de 15 m (equivalente a un píxel). Por corrección se entiende solventar algún defecto en la adquisición, emisión o recepción de la imagen. Cualquier imagen adquirida por un sensor remoto, ya sea aéreo o espacial, puede presentar una serie de alteraciones radiométricas y geométricas (Chuvienco, 1990) debidas a muy variados factores (curvatura de la tierra, rotación de la Tierra y velocidad de barrido de los sensores, etc.).

Finalmente se hizo una *corrección atmosférica* (g), dado que la señal recibida por el sensor es afectada (dispersión Rayleigh) por los diversos componentes de la atmósfera (Chuvienco, 1990) como los aerosoles o vapor de agua, entre otros. Esto hace que la radiancia detectada por el sensor posea una contribución del 80 al 90% de la atmósfera (Aguirre, 2002), siendo el resto correspondiente a los cuerpos de agua. La corrección fue efectuada por medio del método conocido como corrección del histograma, que consiste en recorrerlo hasta el origen del mismo, esto es en 0.

La corrección atmosférica se hizo solamente para el VNIR y SWIR, puesto que la imagen de temperatura cinética ya cuenta con esta corrección. De esta forma, se termina el proceso de preparación de la imagen multispectral del área piloto compuesta de 9 bandas en total (3 del VNIR y 6 del SWIR) para su correspondiente análisis digital.

5.2. Segmentación de los cuerpos de agua en las imágenes Aster con la aplicación del análisis canónico.

Desde el momento en que se reconoce un objeto en una determinada escena, se puede hacer alusión a la segmentación de una imagen, debido a que dicho reconocimiento se refiere a un agrupamiento de píxeles (Weeks, 1996), y de esta manera se separan los patrones de interés del resto de la imagen. Los trabajos realizados en esta etapa son 2 principalmente:

- *Segmentación de los cuerpos de agua por medio del análisis canónico.*
- *Creación de un mapa temático (imagen binaria) de los cuerpos de agua.*

Para llevar a cabo la *segmentación de los cuerpos de agua*, se siguieron varios pasos que es posible observar en la Fig. 2: primero, se creó un compuesto (a) en color [RGB]=[banda3, banda2, banda1], esto es, con la banda 3 en el rojo (R), la 2 en el verde (G) y la 1 en el azul (B) para realizar un - - - -

reconocimiento de patrones de los cuerpos de agua y definir una *categorización* de los mismos (b). La creación del compuesto en color se hizo de acuerdo al método CIE (Comisión Internacional sobre Iluminación), cuyo criterio es el más utilizado (Gupta, 1991) en las composiciones a color⁷ y en base a trabajos elaborados de los cuerpos de agua⁸, los cuales emplean las primeras tres bandas de Aster por ser las que proporcionan una mayor información del agua (Bukata, *et. al.*, 1995) y con las cuales es posible realizar el reconocimiento de patrones (del agua) en una imagen digital.

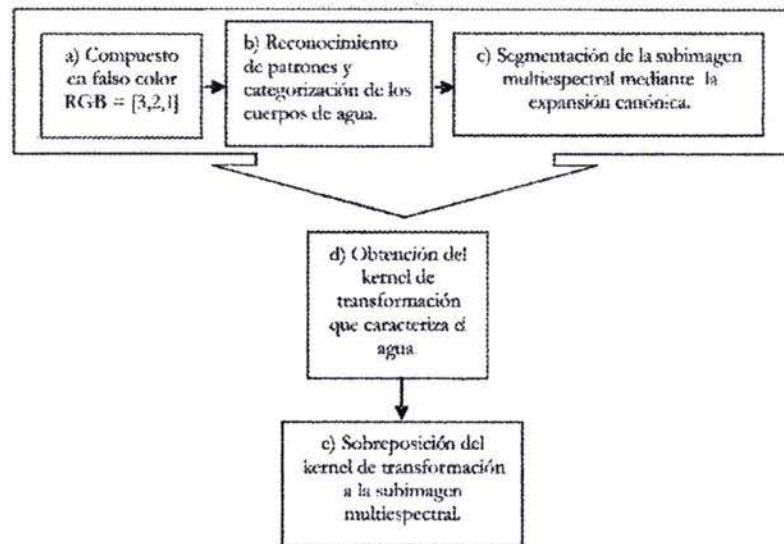


Fig. 2. Fases correspondientes al proceso de segmentación de los cuerpos de agua.

De esta manera, se identificaron principalmente 4 patrones de agua (Fig. No. 3) en el compuesto en color de acuerdo a las distintas tonalidades⁹ observadas para su posterior segmentación por medio del análisis canónico.

⁷ Significa que a partir de los tres colores elementales, si el sensor recoge información sobre las bandas del espectro rojo, verde y azul, se puede obtener una composición en color natural (técnica RGB). En este caso particular, Aster no posee la banda del azul, por lo que el RGB resultante (llamado falso color o infrarrojo color) es solo una aproximación a los colores reales (Chuvieco, 1990) pero que resulta de gran valor temático.

⁸ <http://www.odysseyofthemind.com/aster.htm>

⁹ El tono, se refiere a la intensidad de energía recibida por el sensor (se relaciona estrechamente con el comportamiento espectral en los distintos cuerpos de agua).

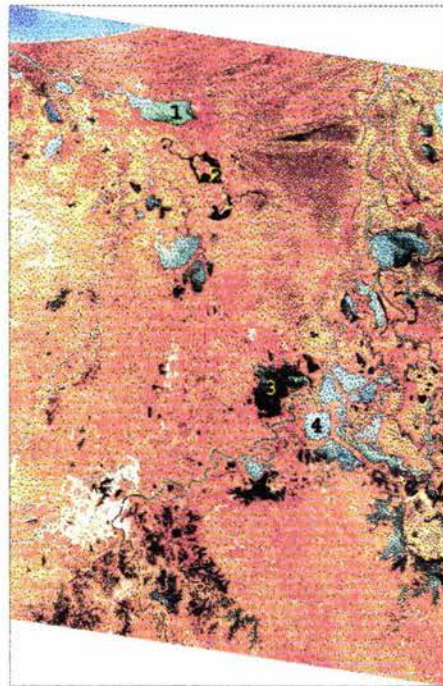


Fig. 3. Identificación de 4 patrones de agua de acuerdo a la variación de tonalidades en el $[RGB] = [banda3, banda2, banda1]$.

Los patrones observados fueron enumerados, independientemente de sus características, de Norte a Sur para observar sus condiciones manteniendo un orden. La clasificación de los patrones, por lo tanto es: tipo1, 2, 3 y 4 (Fig. 3). El tipo 1 se distingue con un color verde claro, cuyas tonalidades varían muy poco, el tipo2 presenta un color negro y uniforme, el tipo 3 tiene un color verde oscuro casi totalmente uniforme, y el tipo 4 muestra un color entre azul y verde claro uniforme.

Se observó la respuesta espectral de cada patrón para discriminar las características que presentan. Esto se hizo con la selección de cinco puntos en cada cuerpo de agua (como campo de entrenamiento) y utilizando una ventana de 3 x 3. Los resultados promediados de cada categoría aparecen en la Fig. 4.

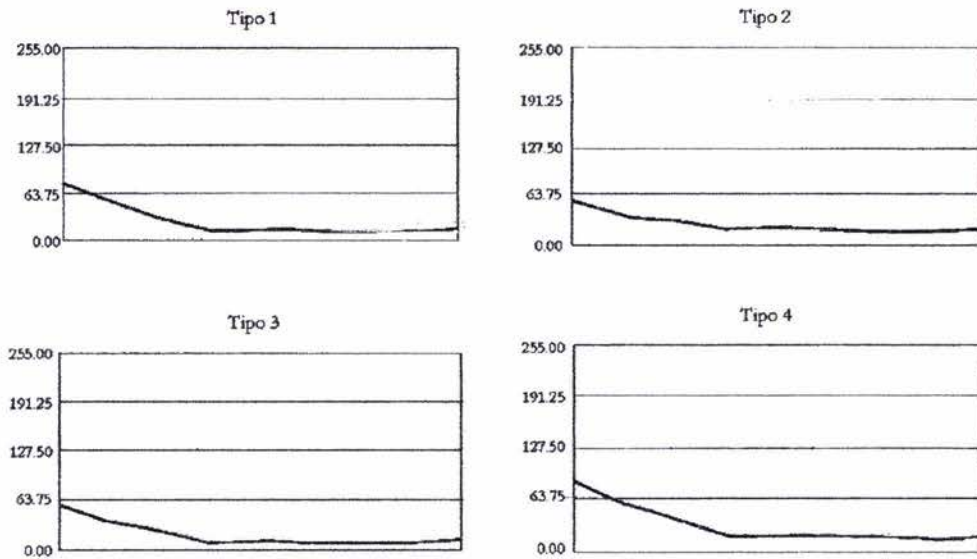


Fig. 4. Firma espectral de los principales patrones de cuerpos de agua.

El eje de las ordenadas en las gráficas indican la intensidad de la radiancia (niveles 0-255) y las abcisas corresponden a las longitudes de onda del espectro electromagnético, en el que destaca la región de onda corta, donde los tipos 1 y 4 presentan una mayor intensidad que los tipos 2 y 3. Es así como se puede inferir que la zona del visible (Sathyendranath, *et. al.*, 1989; Bukata, *et. al.* 2001) es la que más información proporciona de las características bio-físicas de los cuerpos de agua.

El siguiente paso (inciso c, de la Fig. 2) de la segmentación de los cuerpos de agua, corresponde a la *aplicación de la expansión canónica*, que se realizó con programa de Descomposición en Componentes Principales, en el cual se utiliza como variables de entrada a los valores digitales correspondientes a cada patrón de agua. Los valores se extraen de la subimagen multispectral del área piloto con empleo de una máscara por patrón.

Por medio de la expansión canónica (variante de la transformación *Karhunen-Loeve*, *Hotelling* o *Transformación del eigenvector*) se reduce la dimensionalidad (ver Anexo) espectral de las bandas originales

(las 9 que integran a la subimagen) en pocas bandas transformadas, que constituyen las Componentes Principales (CP), dado que las tres primeras CP contienen la información más relevante del conjunto de datos, como a continuación se explica.

En la Descomposición en Componentes Principales se genera un *kernel de transformación* (Fig. 2, inciso d) por cada patrón agua, los cuales se sobrepone a la subimagen original (Fig. 2, inciso e), en un proceso por separado (por categoría) para discriminar el agua de la parte continental. Entre los resultados estadísticos (matriz de correlación, matriz de covarianza, CP's y otros), se observa que la componente principal 1 (CP1) de todos los patrones representa poco más del 80% de la información contenida en el conjunto de datos, esto significa que en ella se concentra la información más relevante de los cuerpos de agua. Este proceso de segmentación se aplicó también a dos muestras de suelo para discriminar mejor el agua de la parte continental.

Por otro lado, para obtener *el mapa temático*, se procedió a realizar una clasificación (Fig. 5) con la integración de las CP1 del agua y del suelo (seis en total: cuatro CP1 del agua y dos CP1 del suelo) que formó una pseudoimagen multispectral (a) utiliza para hacer el proceso de clasificación (b) de clases con el algoritmo Isodata (clasificación no supervisada).

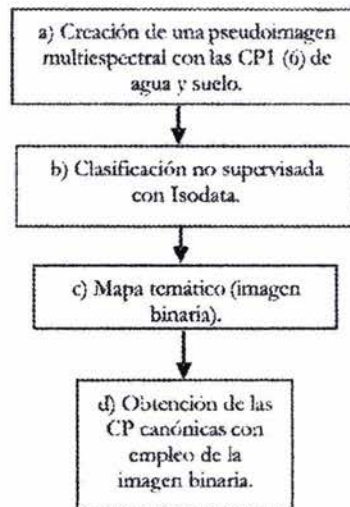


Fig. 5. Fases para la creación del mapa temático de los cuerpos de agua.

El algoritmo ISODATA tiene la posibilidad de dividir un cúmulo de datos con una dispersión demasiado grande y la facilidad de unir o eliminar cúmulos con una población demasiado pequeña.

La clasificación no supervisada (Fig. 6) se realizó con 20 iteraciones, generando 19 clases (se refinó de 25 a 19). La convergencia fue de 95% (el umbral de convergencia se refiere al porcentaje de píxeles que deben permanecer inalterados entre 2 iteraciones sucesivas para dar por terminada la clasificación).

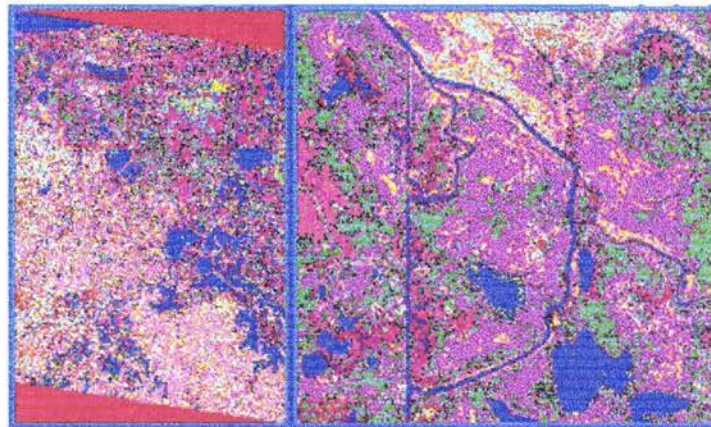


Fig. 6. Imagen de la clasificación no supervisada, en la que se distinguen los principales cuerpos de agua. A la derecha (zoom) se observa el detalle de la discriminación de los cuerpos de agua más pequeños y estrechos.

Tomando en cuenta esta clasificación, se identificaron las clases que caracterizan a los cuerpos de agua (cuatro principalmente) en la subimagen, las cuales se aprecian en la Fig. 7.

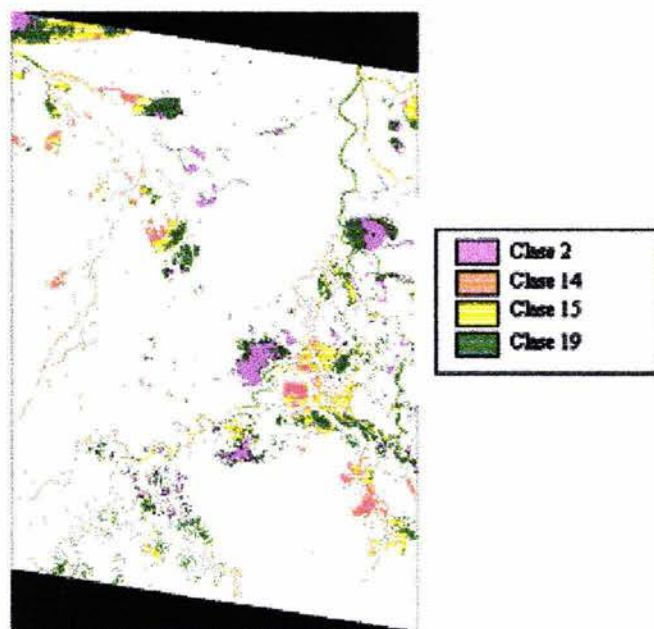


Fig. 7. En la imagen se presentan las clases que caracterizan a los cuerpos de agua (en color), identificadas como la 2, 14, 15 y 19.

Las clases señalada en la Fig. 7 se aglutinaron como una sola clase con valor 1 y el resto de la imagen con valor 0. El producto final (inciso c, Fig. 5) corresponde a el *mapa temático* (imagen binaria), el cual tiene la función de una máscara (Fig. 8), empleada para obtener las bandas canónicas o pseudobandas (inciso d, Fig. 5) con el programa de Descomposición en Componentes Principales, a partir de la subimagen multispectral original.

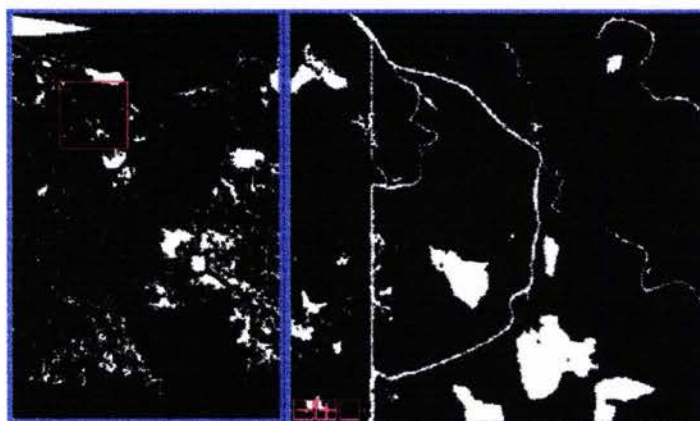


Fig. 8. Imagen binaria que representa a los cuerpos de agua (zoom a la derecha).

Con la utilización de la imagen binaria, el kernel de transformación se aplica únicamente a los cuerpos de agua (valor 1) y no a la subimagen completa como en el proceso anterior, lo que permite maximizar la separación de los cuerpos de agua del resto del área, obteniendo finalmente las bandas canónicas.

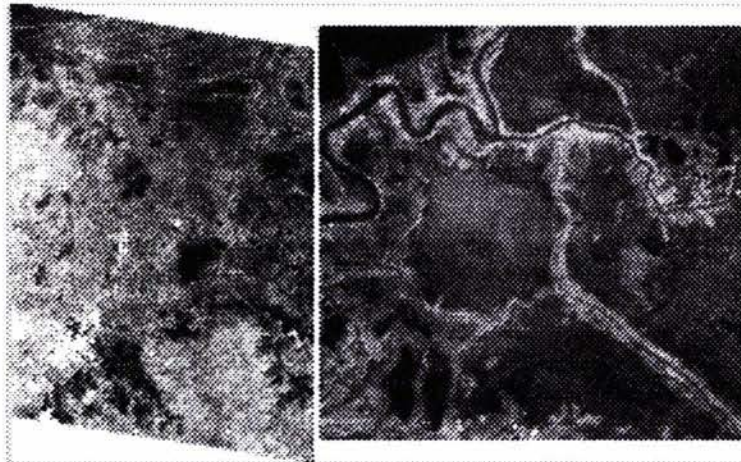


Fig. 9. Primer banda canónica (CP1), con un zoom a su derecha.

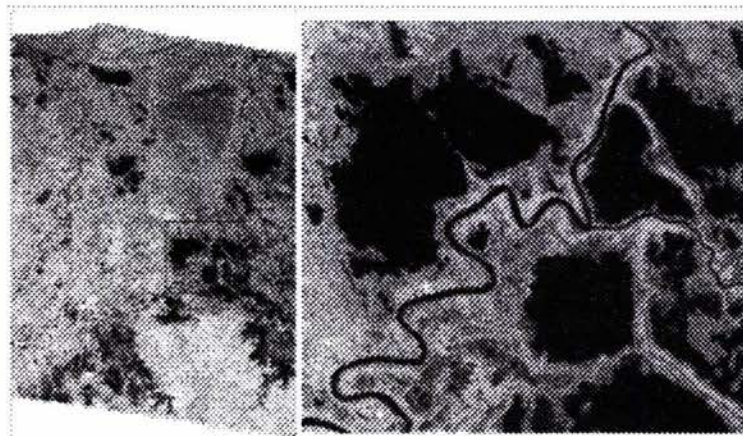


Fig. 10. Segunda banda canónica (CP2), con un zoom a su derecha.

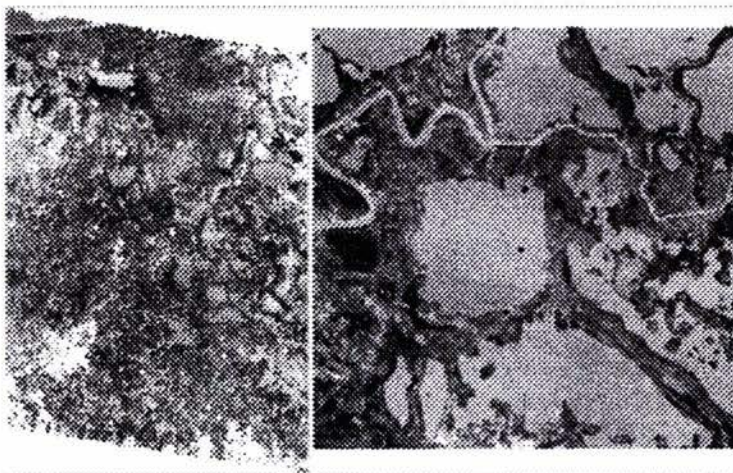


Fig. 11. Tercera banda canónica (CP3), con un zoom a su derecha.

Del conjunto de bandas canónicas (nueve, de acuerdo al número de bandas originales), las tres primeras (CP1, CP2 Y CP3) son las que representan la información más significativa de todo el sistema hidrológico del área piloto. De acuerdo a los resultados estadísticos que este método genera, los eigenvalores indican el grado de información presente en las nuevas bandas (canónicas). Según este análisis, la primer banda canónica concentra el 102.93% de información de los cuerpos de agua, la segunda contiene el 103.42%, la tercera el 33.90% y va disminuyendo el porcentaje de manera consecutiva.

Por otro lado, este método estadístico también permite analizar la covarianza entre las bandas originales, que indica la variación espectral de una banda con respecto a otra entre el conjunto de bandas que integran la subimagen multiespectral (9). En este caso, la mayor variación espectral corresponde a las tres primeras bandas con respecto al resto, lo que señala y confirma que la mayor reflectancia de los cuerpos de agua se ubica en estas primeras bandas y que son quienes pueden proporcionar más información de las características del agua para calcular los distintos parámetros de la calidad del agua como se procede en la siguiente sección.

5.3. Estimación de la calidad del agua a través de un modelo matemático, desde el punto de vista de la percepción remota.

En esta última etapa se hizo una selección y aplicación de algoritmos para la estimación de los parámetros de la calidad del agua: clorofila-a, turbidez e índice de vegetación, que, junto con el producto a pedido de la temperatura, constituyen las variables de entrada del modelo para la estimación de la calidad del agua.

Los modelos empleados para el cálculo de cada uno de los parámetros son empíricos (Ritchie, *et. al.*, 2003; Brivio, *et. al.*, 2001; Gitelson, *et. al.*, 1993), es decir que, su creación parte de la relación entre el análisis de las propiedades ópticas del agua y las medidas *in situ* de los parámetros de la calidad. Los modelos seleccionados tienen una aplicación en ecosistemas costeros, los cuales pueden proporcionar un diagnóstico predictivo de las condiciones de los cuerpos de agua del área piloto.

5.3.1. La turbidez.

La turbidez se utiliza como una unidad de medida para cuantificar el grado a la cual la luz viaja a través de la columna de agua que se dispersa por la presencia de partículas orgánicas e inorgánicas suspendidas. Así, la dispersión de la luz se incrementa de forma relativa al aumento de la cantidad de estas partículas suspendidas en el agua (Fig. 12). Para la estimación de este parámetro, los algoritmos empíricos derivan de modelos de transferencia radiativa a partir de las características espectrales de una serie de partículas en suspensión o sustancias contenidas en el agua registradas por medio de la percepción remota y trabajos *in situ*.

El algoritmo seleccionado para la estimación de la turbidez de este caso particular, ha sido aplicado en cuerpos de agua costeros (Roberts, *et. al.*, 1995 y Ritchie, *et. al.*, 2003) y en diferentes tiempos (diferentes estaciones del año y años), observándose que los sedimentos suspendidos en los cuerpos de agua incrementan su reflectancia principalmente entre el verde y el rojo (0.50-0.60 μm , 0.60-0.70 μm) del espectro electromagnético (Fig. 12). Según el color de las partículas en suspensión, las partículas de arcilla blanca reflejan más en el verde y, las de color rojo, en la banda roja.

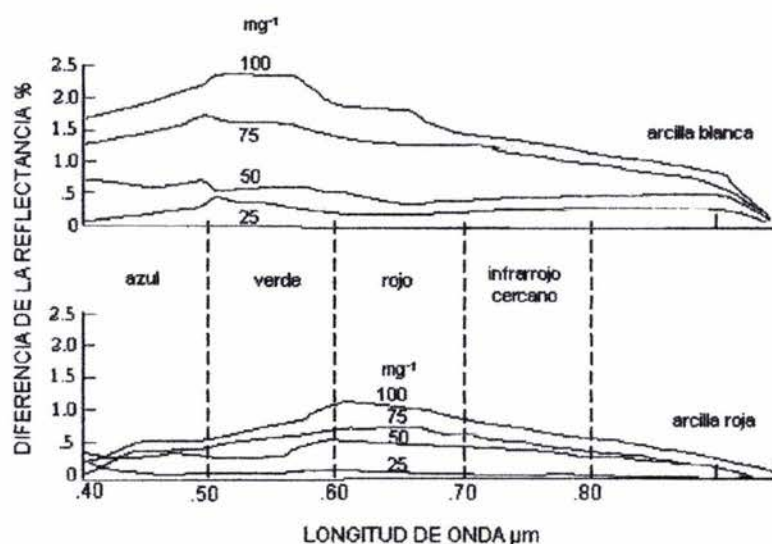


Fig. 12. Relación entre la reflectancia y la concentración de sedimentos en suspensión en cuerpos de agua costeros.

Por lo tanto, entre los algoritmos empíricos utilizados para la estimación de la turbidez (Gitelson, *et. al.*, 1993; Yang, *et. al.*, 1996; Chica, *et. al.*, 1999; Nasser, *et. al.*, ?) en ecosistemas costeros se consideran a la banda verde y la roja. El modelo aplicado para este caso particular, consta de la multiplicación de dos cocientes con las bandas del visible e infrarrojo cercano del sensor Aster:

$$(\text{banda1}/\text{banda2}) * (\text{banda3}/\text{banda2}) \quad (6)$$

En donde la banda 1 corresponde al verde (0.52-0.60 μm), la banda 2 pertenece al rojo (0.63-0.69 μm) y la banda 3 (0.76-0.86 μm) es del infrarrojo cercano. El primer cociente es aplicado en la estimación de la clorofila-a, como para la estimación de sedimentos en suspensión. Este cociente es más comúnmente utilizado para el cálculo de la clorofila-a por el dominio de la reflectancia de los pigmentos clorofílicos de las algas en la banda del verde. El segundo cociente se emplea para la estimación de los sedimentos en suspensión en el agua principalmente (Roberts, *et. al.*, 1995), acordando en distintos estudios, que puede existir un mayor dominio, en el porcentaje de la reflectancia de los sedimentos, en la banda roja que en la banda del verde.

Por lo tanto, para la estimación de la turbidez, se multiplican ambos cocientes, con la posibilidad de adquirir una mayor precisión en el diagnóstico de este parámetro, pues la zona piloto pertenece al caso 2 de los tipos aguas (Morel y Prieur, 1977), que se distinguen por contener material orgánico e inorgánico disuelto o en suspensión, el cual domina las propiedades ópticas del agua y es característico de la zonas costeras.

El proceso algorítmico se hizo con el programa Matlab, en donde al producto se le suma 1 para que no existan valores negativos o muy bajos, los cuales finalmente son reescalados entre 0 y 255. En la elongación los valores se ordenan de menor a mayor de acuerdo a la escala de 0 a 255, por lo cual, el incremento de la información de la turbidez es relativo a tal escala. El producto final es tratado con un pseudo-color para la interpretación visual de las intensidades de brillo (Niveles Digitales: ND) con el diseño de una paleta de color. Es así como se obtuvo el siguiente resultado:

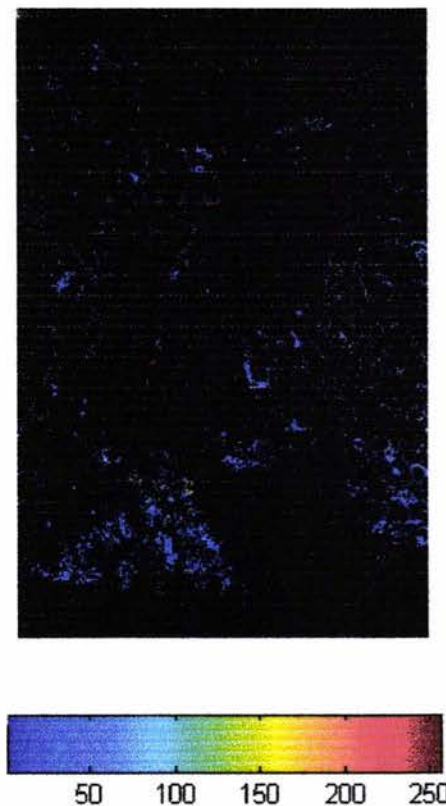


Fig. 13. Imagen resultante de la multiplicación de los cocientes entre las bandas 1/2 y 3/2 de Aster para la estimación de la turbidez en el área piloto. El grado de turbidez aumenta relativamente al incremento de la escala de color de 0 a 250 (ND), como aparece en la paleta de color.

La información del grado de turbidez es ascendente, pero la frecuencia de valores no es equitativa. Con el histograma (Fig. 14) de la imagen de la turbidez (Fig. 13), se observa un mayor porcentaje de información con valores cercanos a 0. Esto representa cerca del 85 % del total de la información; en tanto que la media es de 1.235. El resto de los datos tiene una presencia casi nula en la imagen, lo cual diagnostica una turbidez relativamente baja. En la imagen las variaciones de la turbidez en los cuerpos de agua se representan principalmente con tonalidades de color azul, señalando la distribución del mayor porcentaje de los datos (84.94%).

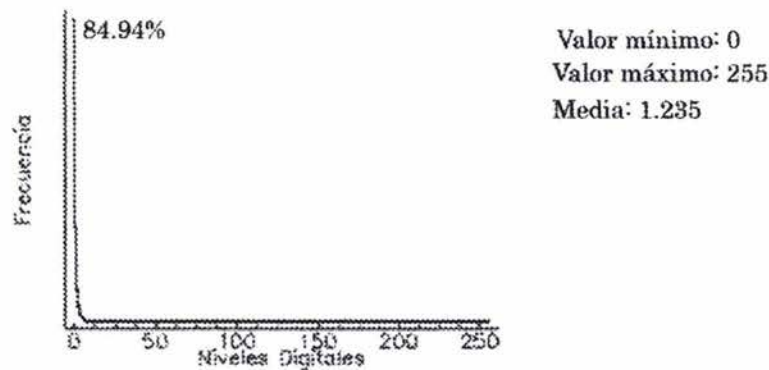


Fig. 14. Histograma de la imagen de turbidez producto del cociente entre las bandas 1 y 2.

6.3.2. Clorofila-a.

La clorofila-a es un pigmento fotosintético primario presente en todos los grupos de algas en los cuerpos de agua costeros y muestra una mínima reflectancia en las bandas del azul y el rojo (absorbidas por los pigmentos) del espectro electromagnético (la concentración de la clorofila se mide en mg/l = mg/m^3).

En la estimación de la clorofila-a, también se consideraron algunos algoritmos empíricos al igual que la turbidez, pues así como este puede ser estimado con la aplicación de la percepción remota, existen muchos estudios que calculan el contenido de la clorofila-a en el agua en base a las relaciones empíricas entre radiancia y reflectancia con las bandas de onda más corta (región del visible) del --

espectro electromagnético. Es así como en algunos trabajos de investigación de la clorofila-a, con la aplicación de este tipo de modelos (Ritchie, *et. al.*, 2003; Gitelson, *et. al.*, 1993; García y Robinson, 1991), se encontraron algunos resultados que demuestran que este pigmento tiene una gran absorción en las bandas azul y roja del espectro (Fig. 15), así como una reflectancia máxima en la banda del verde y en el infrarrojo cercano (en menor proporción) de manera relativa al incremento en la concentración de la clorofila-a en los cuerpos de agua costeros.

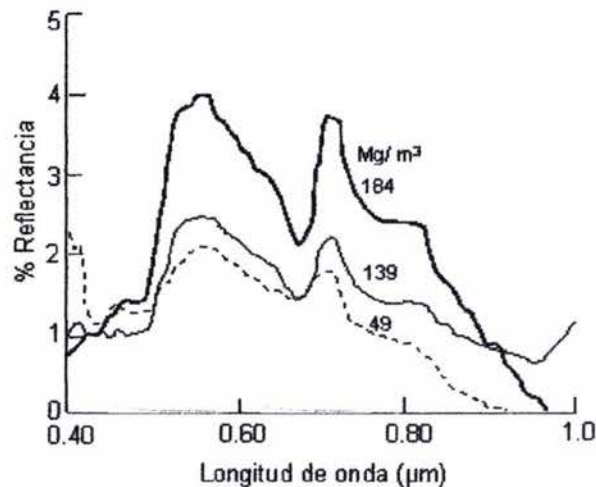


Fig. 15. Relación entre la reflectancia y la concentración de clorofila en cuerpos de agua costeros, en la que se observan dos puntos máximos localizados en la banda del verde e infrarrojo cercano.

Por otra parte, en este tipo de estudios, también se señala la dificultad de discriminar la concentración de la clorofila-a cuando existe una gran influencia en la señal espectral (en la banda del verde) por parte de los sedimentos en suspensión en el agua, en cuyo caso los resultados pueden ser uniformes. Más, considerando que la banda del verde puede representar en mayor proporción información correspondiente a la clorofila-a, algunos autores (Gitelson, *et. al.*, 1993; Mayo, *et. al.*, 1995; Yang, *et. al.* 1996; Cornel, 2003) utilizan un modelo integrado con las bandas verde y roja para calcular la concentración de los pigmentos de clorofila-a, por lo tanto la aproximación para la estimación de este parámetro con las bandas Aster, es la siguiente:

Banda 1/banda 2

(7)

Donde la banda 1 se ubica entre los 0.52-0.60 μm y la banda 2 entre los 0.63-0.69 μm . Este cálculo también se hizo con el programa Matlab y el resultado es el siguiente:



Fig. 16. Imagen resultante de la aplicación del cociente entre las bandas 2 y 3 de Aster para la estimación de la clorofila-a en el área piloto. El grado de concentración del pigmento aumenta relativamente al incremento de la escala entre 0 a 250 (ND), como aparece en la paleta de color.

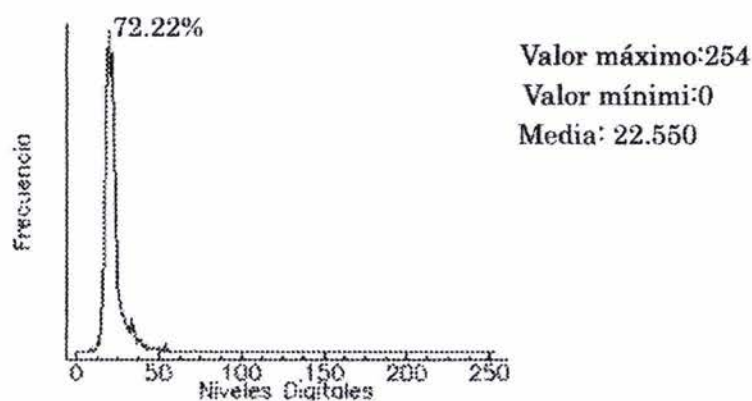


Fig. 17. Histograma de la imagen de la concentración de clorofila-a, producto del cociente entre las bandas 1 y 2 de Aster.

Para interpretar la concentración de la clorofila-a se observa entre la Fig. 16 y la Fig. 17, que el producto de la aplicación del cociente entre las bandas 1 y 2 de Aster, representa valores de medios a bajos, los cuales constituyen cerca del 70% del total de la imagen. La media en este caso es de 22.550 del conjunto de datos, lo que predice un contenido de clorofila-a bajo en los cuerpos de agua.

5.3.3. El índice de vegetación.

Algunas especies de macrofitas más comunes en las zonas pantanosas y que pueden ser detectadas por medio de la percepción remota son: la hydrilla, la hyancita y la salvinia. Esta última es una especie común en el área de estudio, que se caracteriza por ser una planta flotante en cuerpos de agua cálida. El crecimiento rápido de esta planta (Ritchie, *et. al.*, 2003; Verma, *et. al.*, 2003) puede desplazar a la vegetación nativa o provocar una disminución en la concentración de oxígeno en el agua en detrimento de la vida de los peces u otras especies acuáticas, entre otros.

Al igual que los parámetros anteriores, la vegetación también es discriminada por medio de su reflectancia. De acuerdo con la Fig. 18, la vegetación absorbe la banda roja del espectro, en tanto que la radiación del verde muestra una ligera reflectancia (reflejado por los cloroplastos). La mayor reflectancia se aprecia en el infrarrojo cercano, el cual puede variar con la densidad de la cubierta vegetal.

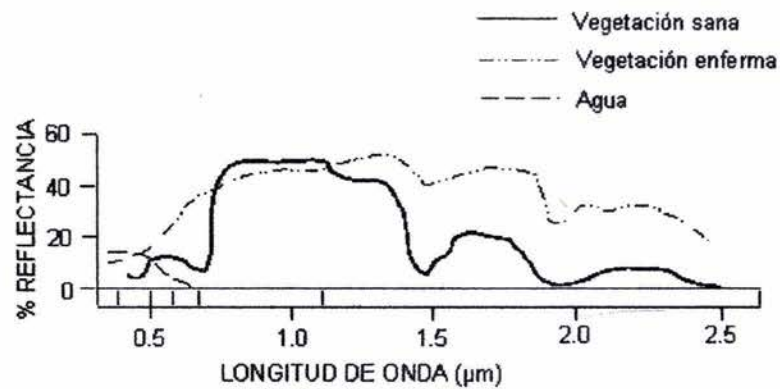


Fig. 18. Curvas de reflectancia espectral de la vegetación.

De acuerdo con Bannari, *et. al.* (1996), el NDVI es el índice más utilizado por su sensibilidad al contenido de la clorofila, el cual es un modelo empleado para convertir la reflectancia registrada por la percepción remota de los tipos de vegetación de la superficie. Para lograr esto, el NDVI usa una proporción compleja de la reflectancia en el rojo y porciones del infrarrojo cercano del espectro. De esta manera se mide el verdor y vigor de la vegetación, que escrito matemáticamente, la fórmula es:

$$NDVI = \frac{(NIR - R)}{(NIR + R)} \quad (8)$$

Donde NIR, corresponde al infrarrojo cercano y R al rojo, esto es la banda 3 (0.76-0.86 μm) y la banda 2 (0.63-0.69 μm) de Aster. El resultado de este algoritmo se observa en la Fig. 19., en donde la vegetación se distingue en tonos rojos, los cuales se localizan principalmente en los bordes de lagos y lagunas.

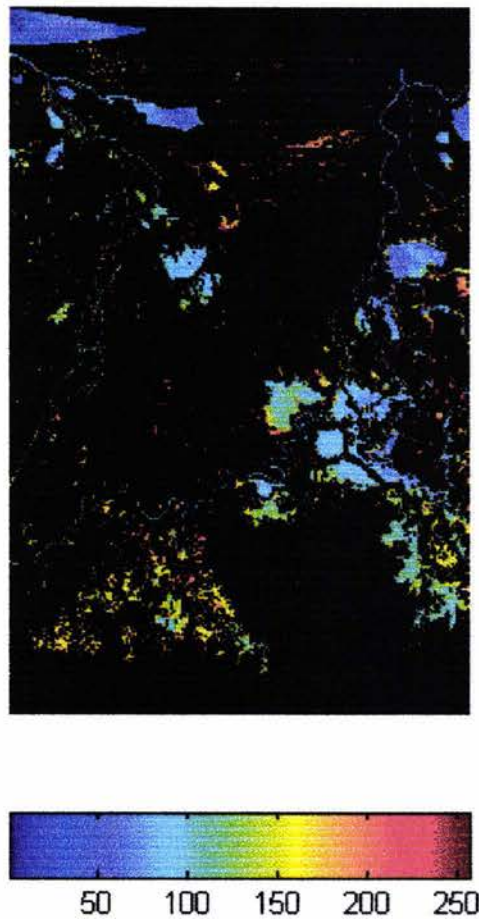


Fig. 19. Imagen resultante de la aplicación del algoritmo NDVI en el área piloto. La concentración de la vegetación corresponde a los valores más altos (tonos rojos) de la escala entre 0 a 250 (ND), como aparece en la paleta de color.

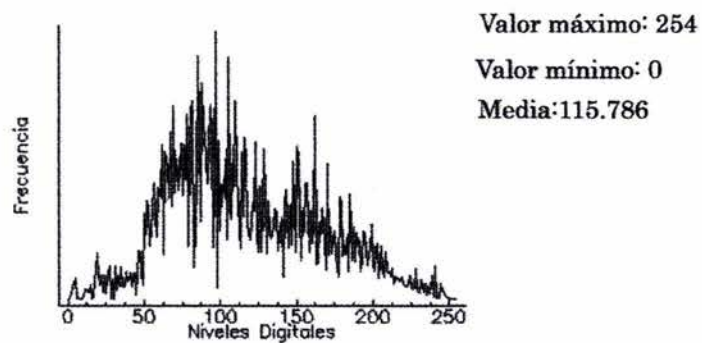


Fig. 20. Histograma de NDVI, en donde los ND más altos (mayores a 200), caracterizan a la vegetación, localizada primordialmente en los bordes de los cuerpos de agua del área piloto.

En el NDVI, los valores más altos son indicadores de la mayor cobertura de la vegetación (Griend, V. y M. Owe, 1993), la cual disminuye en tanto que los valores sean más bajos, por lo tanto, los valores cero representan la ausencia de la misma. Para este caso, la media es de 115.786, lo cual señala que los valores son más altos que en los parámetros anteriores. Asimismo, existe una mayor distribución de la información del NDVI en los cuerpos de agua.

5.3.4. La temperatura del agua.

La imagen de la temperatura cinética es un producto generado con las cinco bandas termales (TIR: 8.125 a 11.65 μm) de Aster, adquiridas durante el día (17:04:26 hrs), con fecha del 24 de febrero del 2001. Sus dimensiones son: 700 filas por 830 columnas, y la resolución espacial es de 90 m ⁽⁸⁾. Esta imagen es un producto a pedido, obtenida del Centro Activo de Distribución del Archivo de Procesos de la Tierra (LP DAAC: Land Processes Distributed Active Archive Center) de la NASA.

Este producto fue determinado aplicando la ley de Planck ⁽⁹⁾ con empleo de los valores de la emisividad del algoritmo de la separación de la Temperatura-Emisividad (TES, en inglés), que utiliza datos corregidos atmosféricamente de la radiación de la superficie registrados por ASTER (TIR). El algoritmo TES analiza primero las emisividades registradas en las bandas TIR para después contrastar con la emisividad de distintas cubiertas de la superficie terrestre.

De acuerdo a la ley de Planck, cualquier objeto por encima del cero absoluto (-273°C) radia energía, la cual se incrementa con la temperatura. De acuerdo a esto, a mayor temperatura, tal objeto o cuerpo radiará con más intensidad en longitudes de onda más cortas.

8

http://translate.google.com/translate?hl=es&sl=en&u=http://edcdaac.usgs.gov/aster/ast_08.asp&prev=/search%3Fq%3Dtemperatura%2Bkinetic%252Baster%26hl%3Des%26lr%3D%26ie%3DUTF-8%26oe%3DUTF-8

⁹ Documento Teórico De la Base Del Algoritmo (ATBD)
(<http://cosps.gsf.nasa.gov/atbd/astertables.html>)

La fórmula de Planck es la siguiente:

$$M_{n\lambda} = \frac{2\pi hc^2}{\lambda^5 \{ \exp(hc / \lambda kT) - 1 \}} \quad (9)$$

Donde $M_{n\lambda}$ corresponde a la emitancia radiativa espectral de un cuerpo negro a una determinada longitud de onda (λ); h indica la constante de Planck (6.626×10^{-34} W s²); k, es la constante de Boltzman (1.38×10^{-23} W s²/K); c, la velocidad de la luz; λ , la longitud de onda, y T, la temperatura absoluta de un cuerpo negro (en Kelvin, K). Es así como es posible conocer el comportamiento espectral de un determinado objeto, si se conoce su temperatura y su emisividad; es decir, su grado de similitud con un cuerpo negro.

La imagen utilizada, para este caso particular, es un recorte de la imagen original (precisión relativa de 0.3° K.). Por lo tanto, los valores correspondientes a la presente imagen (Fig. 21) tienen una gama de 2855 a 3050 °K. La conversión de estos valores para obtener la temperatura en grados Celsius es la siguiente:

$$(ND \times 0.1) - 273.15 \quad (10)$$

Donde ND son los valores digitales de la imagen, 0.1 corresponde al factor de escalamiento de la temperatura ⁽¹⁰⁾ y el valor de -273.15 (°C) pertenece a la radiación termal emitida por un objeto por encima de cero absoluto en grados kelvin (Rees, 2001), cuya escala se emplea para medir la temperatura absoluta de la superficie terrestre. Esta imagen también tiene un pseudocolor para distinguir la escala de la temperatura superficial de los cuerpos de agua en el área piloto (Fig. 21) como se observa a continuación:

10

http://translate.google.com/translate?hl=es&sl=en&u=http://asterweb.jpl.nasa.gov/products/release_surface_kinetic_temperature.htm&prev=/search%3Fq%3Dtemperature%2Bkinetic%252Baster%26hl%3Des%26lr%3D%26ie%3DUTF-8%26oe%3DUTF-8%26sa%3DG

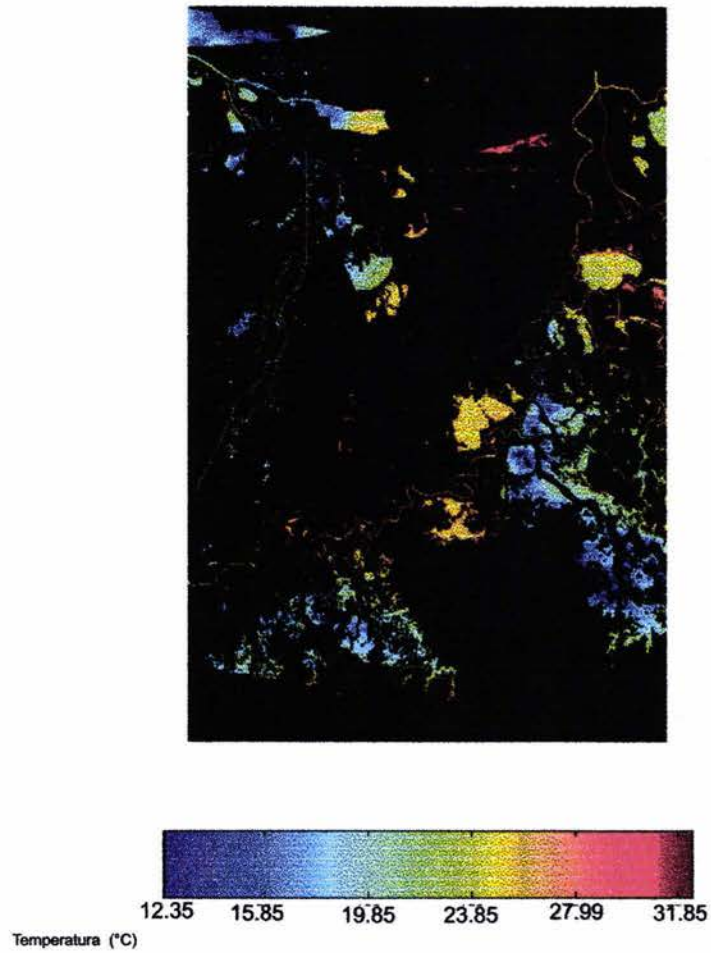


Fig. 21. Imagen de la temperatura superficial (°C) de los cuerpos de agua en el área piloto.

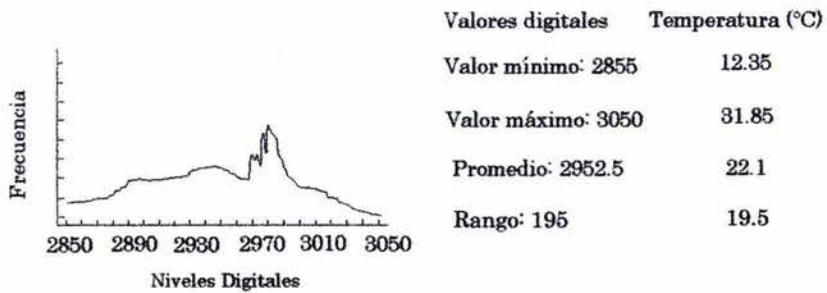


Fig. 22. Histograma de la imagen de la temperatura superficial del agua en °K, en el donde se distingue el rango de la temperatura del sistema hidrológico (°K y °C), a la derecha.

La temperatura del agua varía entre los 12.35 a los 31.85 °C, cuyo promedio es de 22.1 °C, lo cual coincide, en parte, con los datos de temperatura del río Grijalva (que corre de SW a NE) para el mes de febrero del año 2001 proporcionados por la CNA (*), cuyos valores van de los 16 a los 32 °C.

Los cuatro parámetros: turbidez, clorofila-a, NDVI y temperatura, constituyen las variables de entrada del modelo probabilístico para obtener el diagnóstico de la calidad del agua que se explica en el siguiente apartado.

4.5. Modelo probabilístico para la estimación de la calidad del agua.

Esta es la última fase del modelo metodológico para analizar la probabilidad de las condiciones en las cuales se encuentran los cuerpos de agua, en relación a la presencia de cada uno de los parámetros que fueron estimados en los apartados anteriores. Para la integración y combinación de los distintos indicadores se utilizó un modelo probabilístico, que hace alusión a las técnicas de la lógica probabilística multivariada (Lira, *et. al.*, 1992), utilizado generalmente para estudios de fenómenos naturales.

Este modelo es aplicable para obtener un pronóstico de la dinámica de un fenómeno natural y las características del mismo en relación a varios parámetros; los cuales no son determinados de forma exacta o precisa. En este caso particular, el empleo de esta técnica es útil para conocer la probabilidad de que exista cierto grado de calidad del agua en relación a la presencia de cada uno de los parámetros estimados. Es decir que, mientras sea mayor la presencia de los cuatro parámetros, disminuye el grado de calidad del agua debido al mayor contenido de contaminantes, lo que no excluye la posibilidad de algún aprovechamiento específico. La predicción de las condiciones son útiles para prevenir la posible eutrofización del agua, pues esto es una base importante para la toma de decisiones en el monitoreo de los cuerpos de agua. La predicción de un lugar con un probable grado de calidad (bueno o malo) es importante en la observación de la dinámica (espacial y temporal) de las condiciones ambientales que presenta un sistema hidrológico para formular planes de manejo, aprovechamiento y monitoreo.

* Base de datos de calidad del agua del estado de Tabasco de los años 2000-2001, proporcionada por la CNA.

Con esta visión, se aplicó el modelo probabilístico que hizo posible definir tres grados de calidad: buena, media y mala, como los indicadores de las condiciones que presentan los cuerpos de agua. El modelo es una generalización de la lógica Booleana, en la cual sólo dos valores son posibles: verdadero o falso.

La expresión del modelo matemático empleado es la siguiente:

$$P = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - p_i) \tag{11}$$

Donde P es la probabilidad del estado de los procesos (presencia de los parámetros) y p_i es el valor normalizado de cada uno de los píxeles de las imágenes. Esto significa que, los valores de los píxeles de cada imagen correspondiente a los parámetros de calidad –turbidez, clorofila-a, NDVI y temperatura-, se normalizan entre los valores 0 y 1, mediante una elongación lineal; donde 0 indica una baja concentración y 1 alta concentración. De esta forma, el resultado del modelo depende de la función de probabilidad de los valores de p_i , con el cual finalmente se obtiene el mapa temático de los niveles de calidad del agua (Fig. 23):

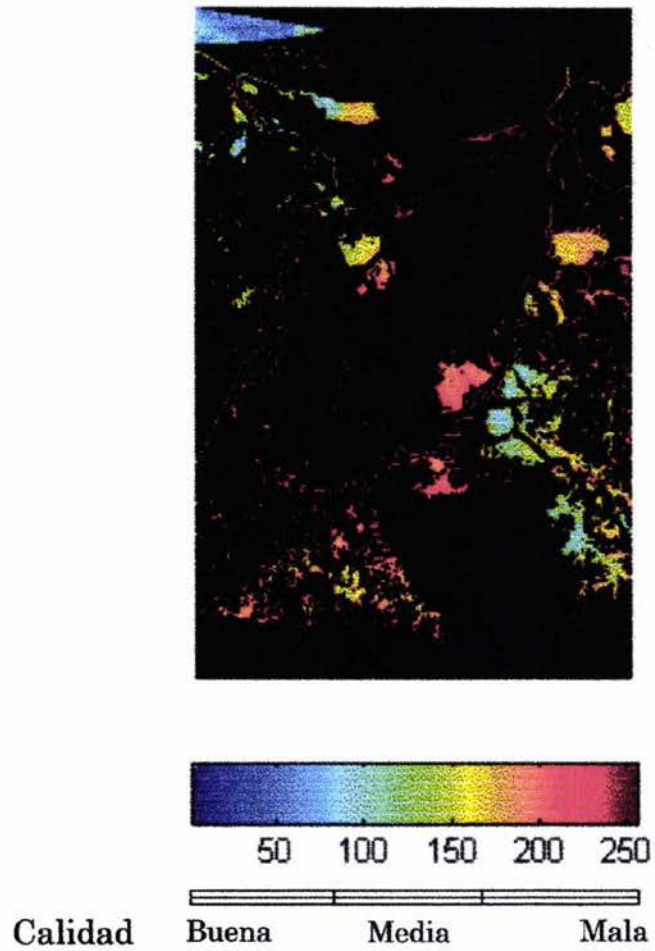


Fig. 23. Imagen de los niveles de calidad del agua, en la que se observa el incremento en la presencia de cada uno de los parámetros, relativamente a la escala 0 a 250 (ND), en la paleta de color.

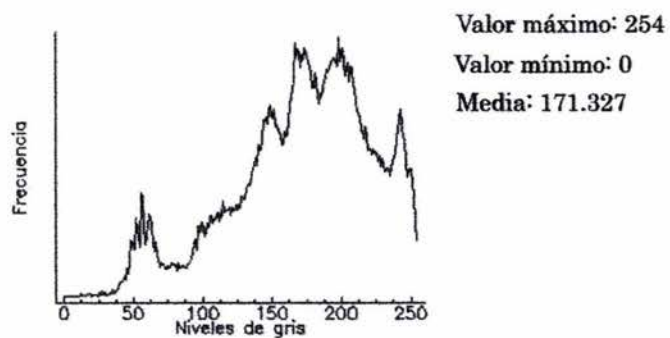


Fig. 24. Histograma de la imagen de calidad del agua, cuya frecuencia representa la presencia de los parámetros: turbidez, clorofila-a, NDVI y temperatura.

El porcentaje de la frecuencia incrementa casi de forma gradual al aumento proporcional en la concentración de los parámetros de calidad, la media del conjunto de datos para este caso es de 171.327, lo que señala la existencia de valores altos. En la imagen de calidad se observa que los valores entre los niveles de medio a malo se ubican principalmente en la parte central del área y, en el resto, predomina un estado medio. El análisis más detallado de la variación de los distintos grados de calidad en los cuerpos de agua y su correlación con cada uno de los parámetros se presenta a continuación en el siguiente apartado.

6. ANALISIS DE RESULTADOS.

Los resultados obtenidos corresponden a los cuatro parámetros de la calidad del agua: turbidez, clorofila-a, NDVI y temperatura, así como el producto obtenido de la aplicación del modelo matemático para predecir la calidad del agua. El análisis estadístico de estos resultados ofrece la posibilidad de conocer la covarianza y correlación de la información que representa cada una de las imágenes completas. Estos datos son útiles para observar el comportamiento que existe entre las distintas variables para indagar si existe alguna redundancia en la información presente en ellas y, por otro lado, discriminar el porcentaje en que incide cada una en el resultado final de la calidad del agua.

La información estadística de la correlación y covarianza de las imágenes completas de los parámetros es la siguiente:

Matriz de covarianza.

Tabla 2

Parámetros	NDVI	Clorofila-a	Turbidez	Temperatura
NDVI	1983.563265	92.121176	71.193632	1226.143231
Clorofila-a	92.121176	13.016589	2.558056	47.420811
Turbidez	71.193632	2.558056	69.380255	-11.894125
Temperatura	1226.143231	47.420811	-11.894125	3926.471536

De acuerdo a esta matriz, la varianza en el conjunto de datos, de mayor a menor, se observa entre: temperatura-NDVI, clorofila-a -NDVI, turbidez -NDVI, temperatura-clorofila-a, clorofila-a--turbidez y, finalmente, turbidez-temperatura. Esto significa que los indicadores con un alto porcentaje de varianza son aquéllos que pueden contribuir en un grado mayor en el producto de la calidad del agua porque concentran más información de las características de los cuerpos de agua que el resto de variables.

Los datos presentes en la matriz de covarianza se representan en las siguientes figuras (25-27), en las que es posible observar de manera gráfica, el comportamiento entre los parámetros, entre los que destacan los valores más altos entre el NDVI con la temperatura, la clorofila-a y la turbidez en la primera gráfica.

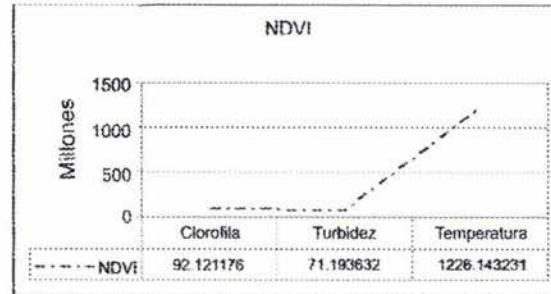


Fig. 25. Covarianza entre el NDVI y los demás parámetros.

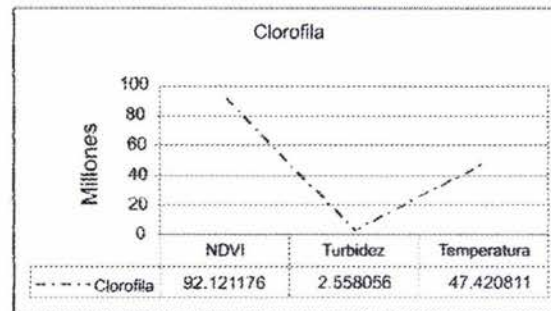


Fig. 26. Covarianza entre la clorofila-a y los demás parámetros.

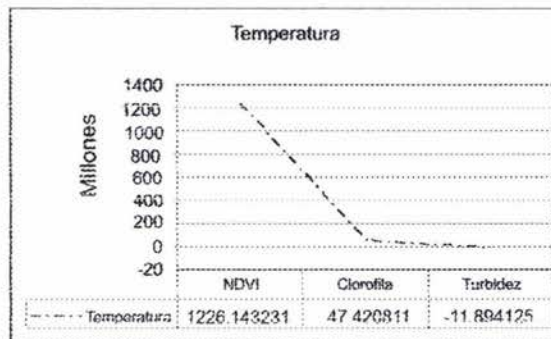


Fig. 27. Covarianza entre la temperatura y los demás parámetros.

Matriz de Correlación.

Tabla 3

Parámetros	NDVI	Clorofila	Turbidez	Temperatura
NDVI	1.000000			
Clorofila	0.573308	1.000000		
Turbidez	0.191911	0.085122	1.000000	
Temperatura	0.439356	0.209758	-0.022788	1.000000

Los datos de la matriz de correlación, indican la similitud de la información representada en los diferentes parámetros, de esta forma, el valor igual a 1 aparece cuando dos variables son iguales entre sí. Para este caso particular, en general los datos no son bajos, lo que significa que la información es distinta, por lo que se descarta una posible redundancia.

Por otro lado, mediante un análisis de regresión, se obtuvo la correlación entre el producto de la calidad del agua y los cuatro parámetros (Fig. 28-31) con la finalidad de discriminar en qué grado participa cada uno de ellos en el resultado final.

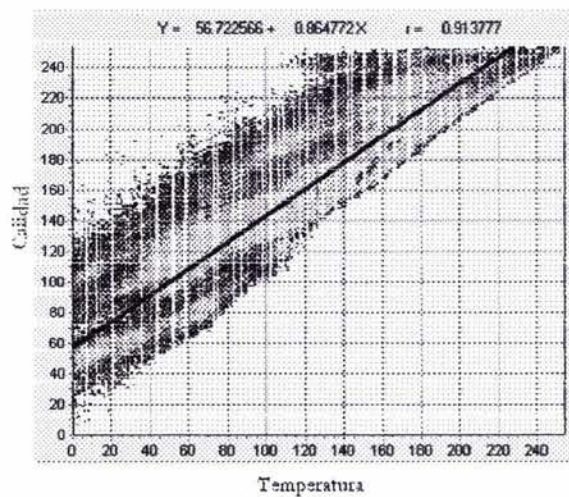


Fig. 28. Correlación entre la calidad del agua y la temperatura.

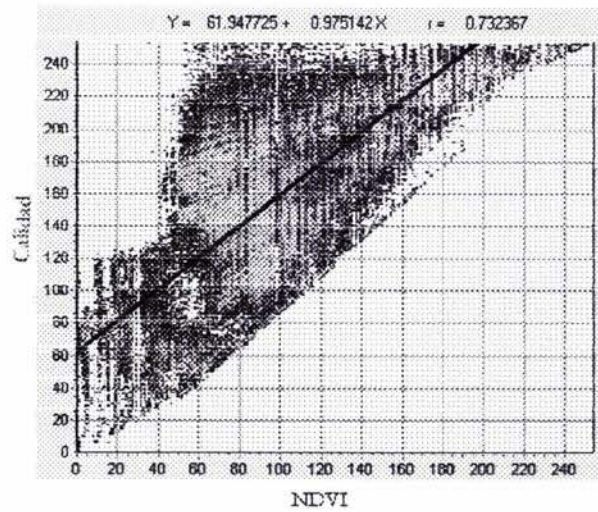


Fig. 29. Correlación entre la calidad del agua y el NDVI.

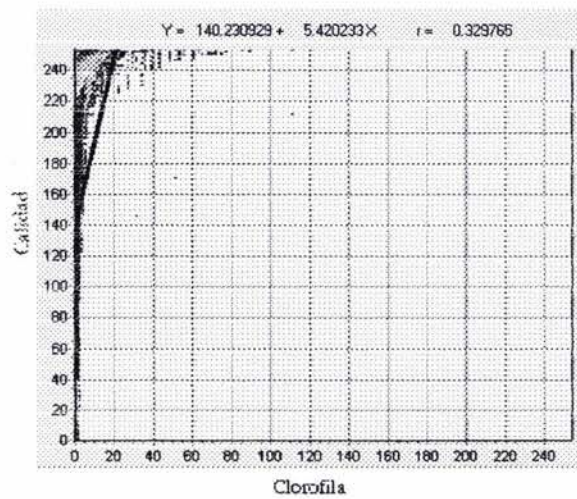


Fig. 30. Correlación entre la calidad del agua y la clorofila-a.

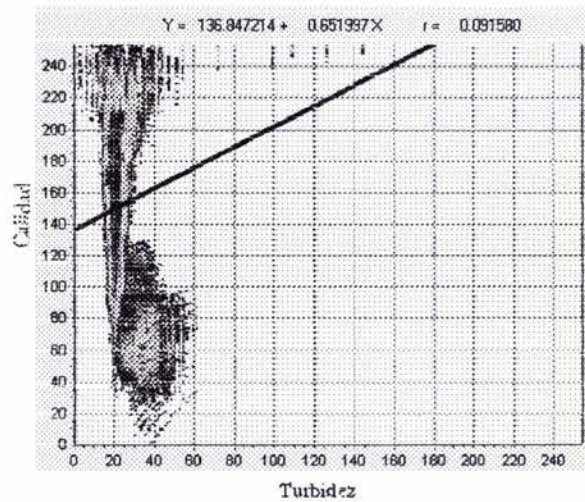


Fig. 31. Correlación entre la calidad del agua y la turbidez.

La correlación entre las variables de entrada en la aplicación del modelo de probabilidad para la estimación de la calidad del agua permite observar que la mayor contribución pertenece a la temperatura (0.913) y el NDVI (0.732) principalmente.

Para analizar los parámetros con mayor detalle, se hizo un reconocimiento de patrones de los cuerpos de agua (visualmente) en el mapa temático de calidad, en el que destacan primordialmente 5 tipos (Fig. 32). De esta manera, se elaboró una máscara por tipo (imagen binaria) para analizar la información contenida en ellos con la finalidad de observar y comparar la variación de los datos de manera individual. Esto permite inferir, de manera más detallada, la distribución espacial y variabilidad de la información de los cuerpos de agua registrada a través de la percepción remota.

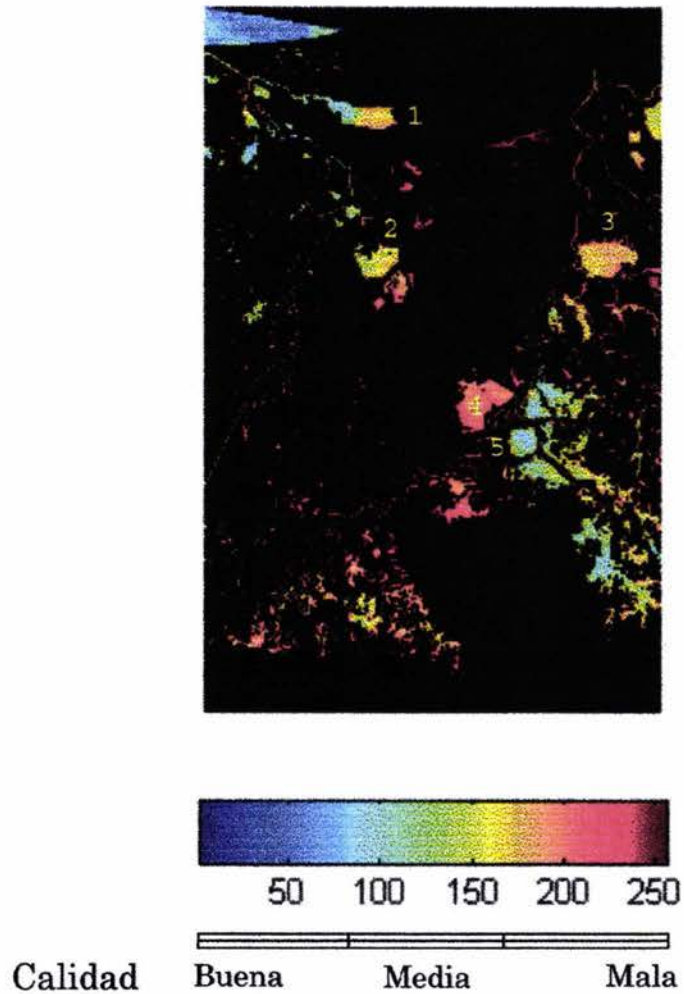


Fig. 32. Mapa temático de calidad del agua en el que se discriminan principalmente 5 patrones.

En el análisis estadístico por patrón, para cada parámetro y del producto de calidad del agua; se generaron una serie de gráficas que demuestran la variación de la información en el sistema hidrológico de la zona piloto, como se observa en las figuras 33 a 37.

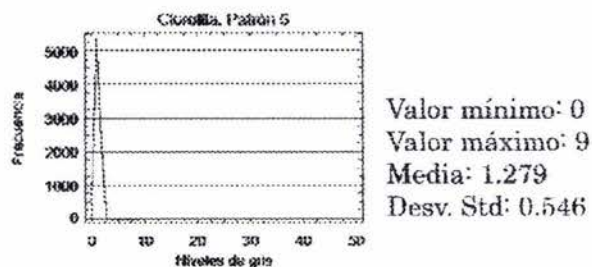
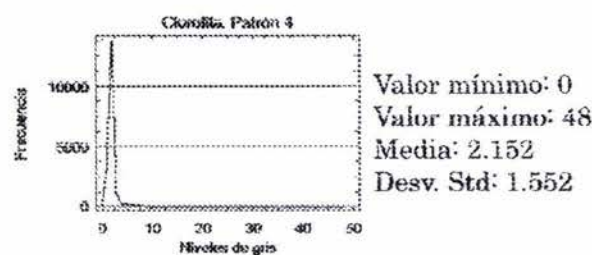
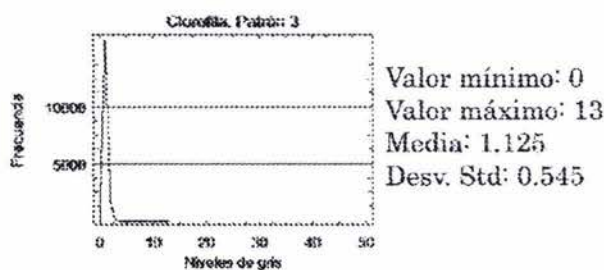
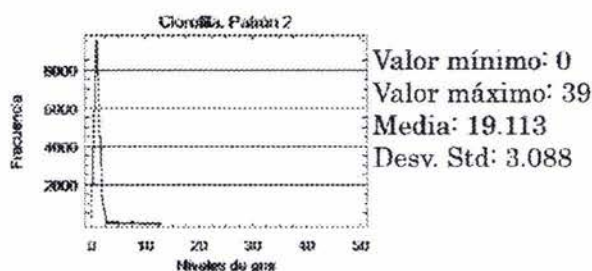
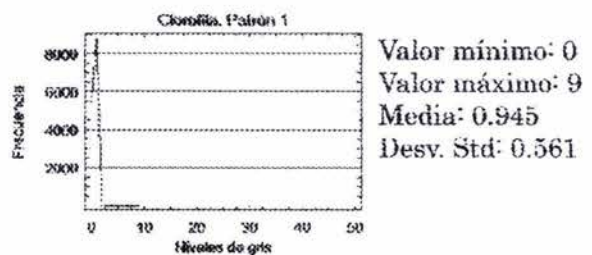


Fig. 33. Gráficas del proceso estadístico correspondiente al parámetro de la clorofila-a para los 5 patrones.

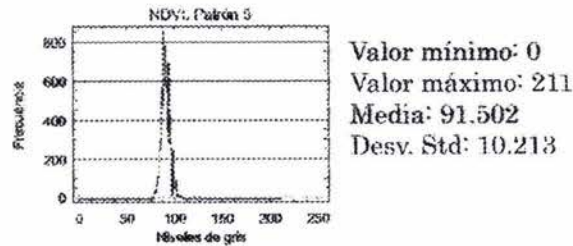
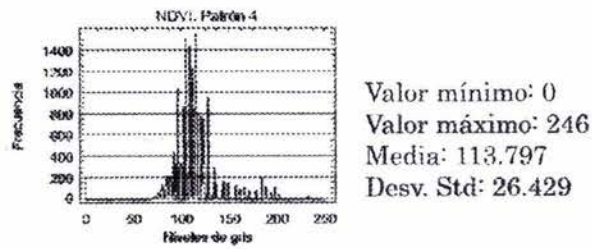
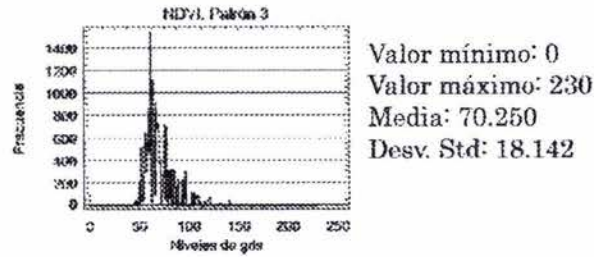
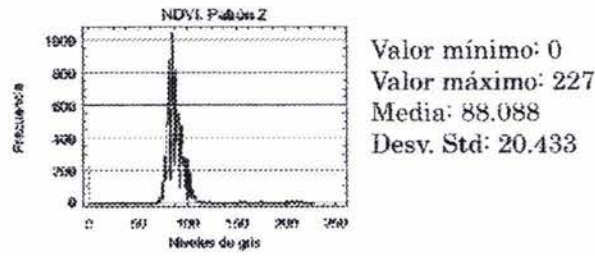
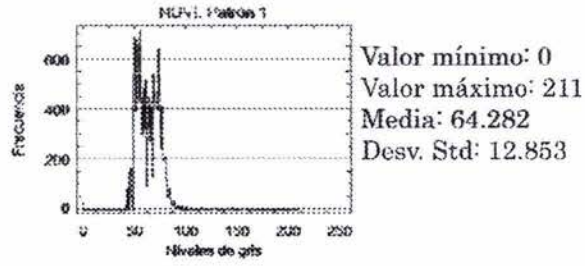


Fig. 34. Gráficas del proceso estadístico del parámetro del NDVI para los 5 patrones.

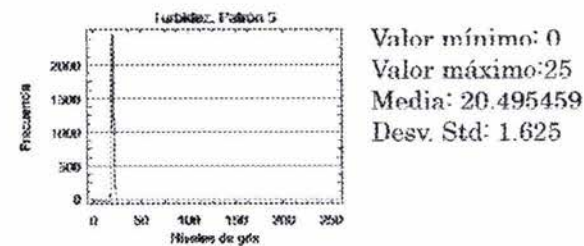
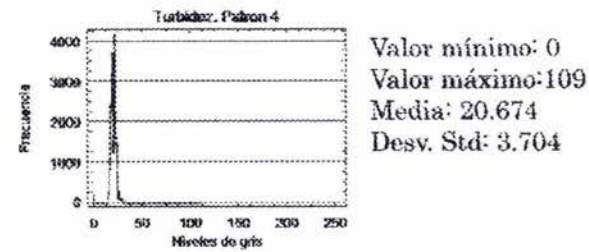
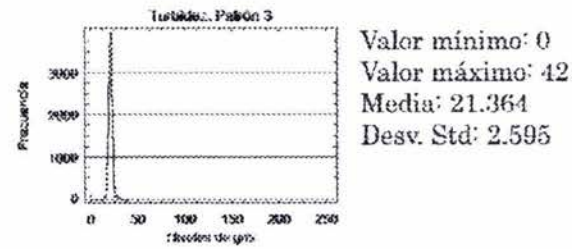
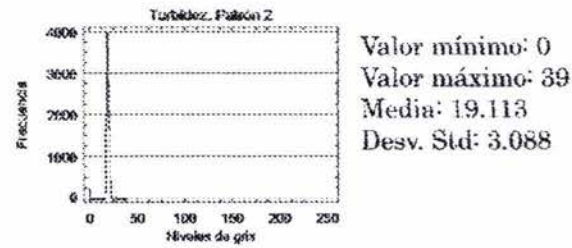
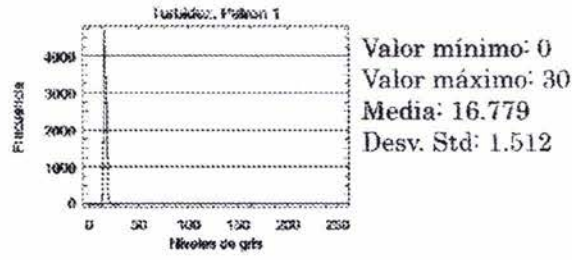
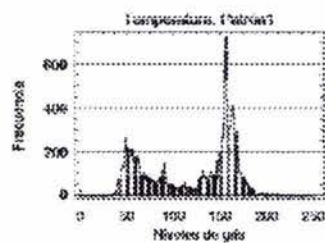
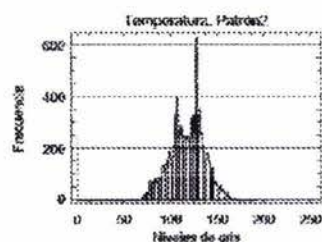


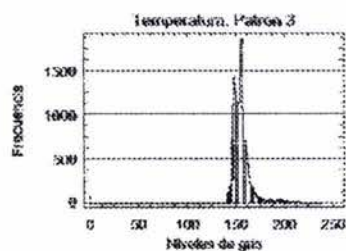
Fig. 35. Gráficas del proceso estadístico del parámetro de la turbidez para los 5 patrones.



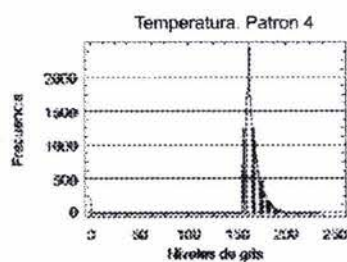
Valor mínimo: 0
 Valor máximo: 248
 Media: 121.631
 Desv. Std: 47.213



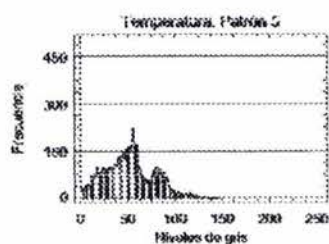
Valor mínimo: 0
 Valor máximo: 192
 Media: 115.838
 Desv. Std: 25.093



Valor mínimo: 0
 Valor máximo: 239
 Media: 156.570
 Desv. Std: 16.207



Valor mínimo: 0
 Valor máximo: 234
 Media: 164.972
 Desv. Std: 19.061



Valor mínimo: 0
 Valor máximo: 144
 Media: 49.003931
 Desv. Std: 28.574

Fig. 36. Gráficas del proceso estadístico correspondiente al parámetro de temperatura para los 5 patrones.

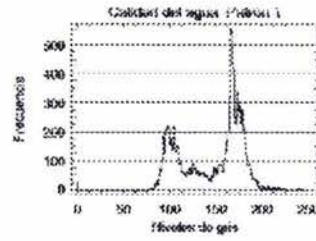
En las gráficas correspondientes a la clorofila-a (Fig. 33), la información presente en los cinco patrones posee valores muy cercanos a cero; las medias no pasan de 2, excepto en el *segundo* patrón, que tiene una media de 19. Asimismo, la desviación estándar también es muy baja, lo cual indica que existe muy poca dispersión de los datos.

En cuanto al parámetro del NDVI, los datos son un poco más altos en los distintos patrones, con una media entre los 64 y 113 para el *segundo* y *tercer* patrón; aunque la desviación estándar continúa siendo un poco baja con valores entre 12 y 26. La presencia de este parámetro es mayor en el *cuarto* patrón, cuyos valores y desviación estándar, son mayores a los del resto de patrones. Aunque en este caso la presencia de vegetación es básicamente en los bordes de los lagos y lagunas.

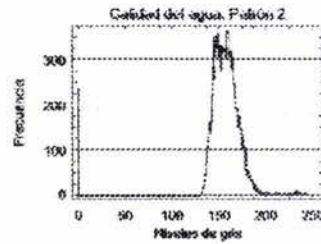
En el parámetro de turbidez, los valores también suelen ser muy bajos como el caso de la clorofila-a, con una media de va de los 16 a 21 aproximadamente; su desviación estándar es 1.5 a 3.7. Entre el conjunto de patrones de la turbidez, destaca el *cuarto* con una mayor proporción de dicha información, aunque en general la concentración es muy baja.

Por otra parte, la temperatura presenta los valores más altos entre todos los parámetros, su media tiene un rango entre los 49 y 164 aproximadamente y la desviación estándar oscila entre los valores 16 y 47. El patrón que se distingue en este conjunto de datos corresponde también al *cuarto*, con una desviación estándar intermedia 19.06 y el mayor valor en la media: 164.97.

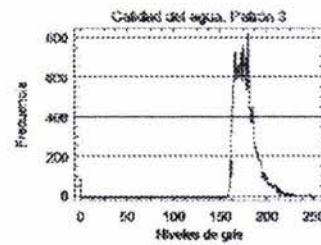
En general, se observa que los patrones que tienen una mayor presencia de los parámetros que definen la calidad del agua son el cuarto y el tercero, los que constituyen los principales focos de atención. De esta misma forma, es posible analizar el producto de la calidad del agua que corresponde a la figura 37.



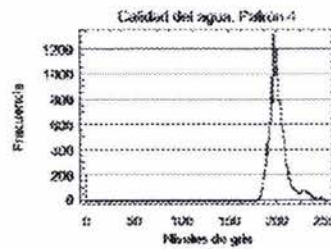
Valor mínimo: 0
Valor máximo: 249
Media: 147.003
Desv. Std: 34.164



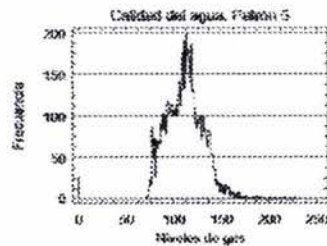
Valor mínimo: 0
Valor máximo: 245
Media: 155.712
Desv. Std: 26.981



Valor mínimo: 0
Valor máximo: 251
Media: 177.775
Desv. Std: 17.967



Valor mínimo: 0
Valor máximo: 253
Media: 200.312
Desv. Std: 23.480



Valor mínimo: 0
Valor máximo: 229
Media: 112.434
Desv. Std: 21.649

Fig. 37. Gráficas del proceso estadístico del producto de calidad del agua para los 5 patrones.

Finalmente, entre los patrones de la calidad del agua destacan el tercer y cuarto patrón con una media de sus valores entre 147 y 200 respectivamente, y una desviación estándar ubicada entre los 17 y 34. Esto confirma que en tales patrones existe una mayor presencia de los parámetros de calidad, cuyo diagnóstico, como se mencionó anteriormente, señala los focos de atención para iniciar una investigación más precisa con apoyo de información *in situ* de los distintos parámetros para validar estos resultados e indagar sobre las principales fuentes de contaminación de las aguas superficiales de la zona piloto.

7. CONCLUSIONES.

La propuesta de un modelo metodológico implica un gran reto para el estudio de la calidad del agua superficial, ya que a pesar del gran cúmulo de información existente al respecto en ecosistemas costeros a través de la percepción remota, la aplicación algorítmica presenta algunos cambios dependiendo de las características geográficas de la ubicación de un cuerpo de agua. Sin embargo, las metodologías, técnicas y resultados obtenidos son de gran interés e importancia para el enriquecimiento y experimentación analítica de los distintos parámetros de la calidad del agua detectados por medio de la percepción remota, con cuyo método fue posible obtener un pronóstico de las condiciones del agua en el área piloto.

Asimismo, el entendimiento del comportamiento espectral de los cuerpos de agua constituye una base importante para la manipulación de los datos de las aguas superficiales codificadas en una imagen multiespectral, así como para la selección de los algoritmos para el cálculo de los distintos parámetros. Los diversos estudios que se han realizado respecto a la calidad del agua consideran a las propiedades ópticas del agua pura como un patrón de comparación con un cuerpo de agua natural, ya que las sustancias que conforman a los ecosistemas naturales pueden cambiar significativamente las características de la reflectancia superficial. Por lo tanto, en la presente metodología se considera a el análisis canónico como un método importante para discriminar las bandas del espectro electromagnético más representativas de las características de los cuerpos de agua y para su segmentación, ya que maximiza su separación del fondo de la imagen (tierra) y los resalta para su mejor análisis digital e interpretativo; en cuyo proceso la utilización del mapa binario fue de gran utilidad para concentrarse exclusivamente en la manipulación de la información correspondiente al sistema hidrológico.

El estudio de los cuerpos de agua a través de la percepción remota tiene la ventaja de realizar monitoreos constantes en distintas partes del mundo y a grandes escalas, más hay que considerar también que no es posible obtener resultados completamente precisos de los parámetros analizados de los fenómenos naturales, por lo que dicha metodología es útil para obtener básicamente una predicción de las características, condiciones, y dinámica espacio-temporal de tales fenómenos.

En este caso particular, los algoritmos empleados para la estimación de los parámetros de la calidad del agua fueron basados en modelos empíricos aplicados en ecosistemas costeros, cuyo proceso

puede ofrecer un diagnóstico de las condiciones en las cuales se encuentran los cuerpos de agua. Para este propósito, la aplicación del modelo matemático fue muy útil para la combinación de los distintos indicadores, los cuales en otra etapa pueden ser validados complementando esta metodología con trabajos *in situ*.

A través de la aplicación de la presente metodología, fue posible determinar que las bandas del espectro visible son las que proporcionan una mayor cantidad de información de las características de los cuerpos de agua y la correlación que cada una de ellas tiene con los distintos parámetros. Es así como se observó que, según estadísticas del comportamiento espectral del agua pura, presentadas en los estudios realizados de calidad del agua se determina una alta reflectancia en la banda del azul y va disminuyendo conforme avanza hacia el infrarrojo, por lo cual, analizando un comportamiento similar con las bandas de Aster correspondientes a el área piloto, es posible inferir que los cuerpos de agua localizados en dicha zona quizá no contengan un alto grado de contaminantes.

Por otro lado, fue posible conocer y experimentar la aplicación de distintos algoritmos para estimar los indicadores de la calidad del agua, con los cuales ha sido posible obtener un pronóstico de las condiciones de la calidad de los cuerpos de agua, con cuyo resultado se predice que los cuerpos de agua posiblemente no presenten una alta contaminación debido a la gran frecuencia de valores muy próximos a cero correspondientes a la turbidez y la clorofila. Aunque con respecto al índice de vegetación y la temperatura los valores que presentan son más altos, lo que señala una mayor participación en el producto de la calidad, y que se confirma con el análisis de covarianza.

Otras observaciones más realizadas entre los parámetros calculados, corresponden a la correlación entre la temperatura y el NDVI, cuyos valores altos y distribución espacial coinciden en los mismos patrones de calidad del agua. La concentración de la cobertura de vegetación se localiza primordialmente en los bordes de los cuerpos de agua que es en donde crece ciertas especies de vegetación acuática como el tular-popal, la hydrilla o la hyancita, entre otros. Y los altos valores de la temperatura, coinciden con los lugares en donde hay una mayor cobertura de vegetación, dado que son zonas de pantano con presencia también de suelo, lo cual puede explicar la diferencia de temperaturas altas, dado que suelos absorbe más la energía radiante que los cuerpos de agua, aunque también la deja escapar en mayor proporción. Asimismo, es posible añadir que debido a la poca profundidad que presentan los cuerpos de agua en las zonas pantanosas, el agua se calienta más rápido que aquéllos que tengan una mayor profundidad.

Entre las correlaciones altas también aparece la clorofila-a con el NDVI, lo cual es debido a que los pigmentos clorofílicos de las algas también tienen cierta proporción de reflectancia en la banda del infrarrojo (menor a la del verde); aunque esto no implica una redundancia de información para el cálculo de la calidad del agua, pues los índices de la correlación entre los parámetros son relativamente bajos, lo cual indica que la información entre ellos es distinta.

En general, con la información estadística de los cinco patrones de los cuerpos de agua identificados en la zona piloto se determina una temperatura promedio entre los 22 °C, una turbidez y concentración de clorofila-a bajos (valores cercanos a cero), así como una presencia de vegetación acuática principalmente en los bordes de los cuerpos de agua como lagos y lagunas, en los cuales es mínimo el porcentaje que cubren respecto a la superficie de estos cuerpos de agua.

Cabe señalar que las estadísticas entre los parámetros y el producto final de la temperatura representan indicadores muy útiles para conocer el grado en que contaminan al agua, lo cual también señala los principales centros o focos de atención, en los que se predice una mayor presencia de fuentes contaminantes en los cuerpos de agua, de vital importancia para la planificación del monitoreo y aprovechamiento de los mismos, tratando de evitar en lo posible su eutrofización.

8. ANEXO.

CONCEPTOS GENERALES.

En este apartado se exponen algunos conceptos importantes para la comprensión del proceso de la presente tesis, en cuanto a la recopilación de información de los cuerpos de agua con empleo de la percepción remota y el comportamiento del espectro electromagnético de acuerdo a las características del agua para poder discriminar aquellas regiones espectrales que pueden proporcionar la información más relevante para la estimación de los parámetros de la calidad del agua, así como el proceso matemático del análisis canónico, pues la comprensión de estos aspectos contribuye, a discernir, los criterios para el análisis e interpretación de la información digital.

• *Conceptos generales de la percepción remota.*

Para abordar el tema de la recopilación de la información en los monitoreos satelitales, hay que empezar por conocer que un sistema de teledetección está compuesto principalmente por tres elementos (Chuvioco, 1990) que son el sensor, un objeto sujeto a observación y un flujo de energía^{*} que interactúa entre ambos. Y las formas como un sensor capta la energía es por reflexión, emisión y emisión-transmisión.

Esto significa que, la energía que proviene del Sol e incide hacia la superficie terrestre, puede ser *reflejada* en función de las propiedades del área observada y detectada por el sensor, o bien puede recibir energía por la propia *emisión* objeto observado. Y esto sucede de igual forma cuando la fuente de energía es propia del mismo sensor, lo que da lugar a la *emisión-transmisión*.

Estas son las tres principales formas como el sensor puede recibir el flujo de energía, más cuando la radiación entra en contacto con la superficie terrestre, parte de esta energía puede ser *absorbida* y *transmitida* a distintas profundidades como se puede observar en la siguiente figura:

^{*} El flujo de energía se puede describir en función de su longitud de onda o frecuencia, cuya organización de valores es denominado como espectro electromagnético.

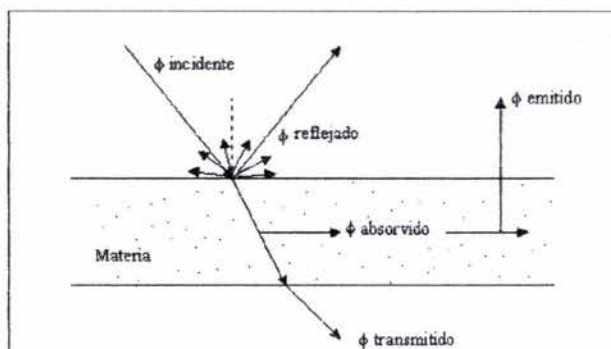


Fig. 38. Proceso del flujo de energía en contacto con la superficie terrestre.

Si el flujo de energía se refleja de manera similar a su incidencia recibe el nombre de *especular*, pero si se refleja en todas direcciones se le llama *lambertiana*. Asimismo, la energía absorbida por la tierra contribuye a su calentamiento y su pérdida –en forma de radiación en el infrarrojo térmico– produce un enfriamiento en ella. Y de igual forma, la energía transmitida a través de la superficie terrestre (o absorbida y transmitida entre la atmósfera), puede no regresar al espacio exterior para ser capturada por el sensor.

De todo este proceso, la energía reflejada es la más importante en el registro de información porque caracteriza el estado de las superficies naturales y es medida en toda la gama del espectro solar (Jensen, 2000). Esto significa que la reflectancia es captada por un sistema sensor en diferentes rangos espectrales o bandas. Y cada banda constituye una matriz de valores radiométricos (entre 7 y 15 millones) o píxeles distribuidos en filas y columnas (información digital en una escala de valores entre 0 y 250). Por lo tanto, con los valores de la reflectancia se obtiene la firma espectral de cada una de las superficies (agua, suelo, vegetación, etc.) que las distingue unas de otras y pueden ser medidos tanto en laboratorio como *in situ*.

A partir de estas medidas, se ha conseguido obtener las curvas de reflectividad espectral de las principales cubiertas terrestres, como se observa en la Fig. 39 a continuación.

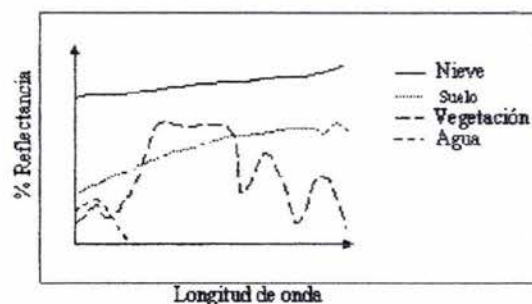


Fig. 39. Firmas espectrales de distintos tipos de superficie.

Así, mientras la nieve presenta una respuesta espectral uniforme en la mayor parte de las longitudes de onda (debido a su reflectividad alta y constante, ya que refleja la mayor parte de la energía incidente a distintas longitudes de onda), otras, como el agua, presentan una respuesta mucho más selectiva (porque absorbe la mayor parte de la energía que recibe, tanto más según nos situemos en longitudes de onda mayores). Y por otro lado, la vegetación presenta un comportamiento muy cromático, con valores bajos de reflectividad en el espectro visible y más elevado en el infrarrojo cercano.

Sin embargo, algunas veces es difícil discriminar las distintas cubiertas de la superficie terrestre, ya que los valores de la reflectancia que registra un sensor pueden ser muy variables para un solo tipo de cubierta, según los cambios que presente la fuente de iluminación o de observación (Robinson, 1994). Por lo que, en el comportamiento de una cubierta en el espectro electromagnético, influyen no sólo sus propias características sino también una serie de factores externos:

- *Ángulo de inclinación solar.* Depende de la fecha del año y la hora de medición realizada por el sensor satelital.
- *Relieve.* Se refiere a las distintas pendientes en la superficie terrestre y que modifica el ángulo de inclinación.
- *Influencia de la atmósfera.* Relacionado con la dispersión y absorción de las longitudes de onda.
- *Variaciones medioambientales de la superficie.* Asociación con otras cubiertas con características espectrales homogéneas.

La conclusión que se obtiene es que para el análisis de la información digital cuando se tiene el propósito manejar valores absolutos en el procesamiento, es necesario llevar a cabo una corrección de las anomalías que se pueden presentar a causa de dichos factores.

- ***Comportamiento espectral del agua.***

Para iniciar este análisis, es importante comprender primero algunas características del agua, pues de ellas depende la forma de actuar de la energía que incide en todo su volumen. La conducta del flujo de energía en el agua es distinta cuando es pura y cuando no lo es. Diversas investigaciones relacionadas con los elementos constituyentes de los mares, se basan en la información que se obtienen de las propiedades ópticas del agua pura (Aguirre, 1987), para crear un patrón de comparación con los sistemas acuáticos naturales. El agua pura es considerada como aquella que está libre de cualquier material orgánico e inorgánico (Jensen, 2000), cuyas propiedades ópticas (Aguirre, 2002) son de dos tipos: propiedades inherentes y propiedades aparentes.

Las primeras dependen únicamente de las sustancias que constituyen el medio acuático. En tanto que las propiedades ópticas aparentes si dependen de las propiedades del campo de radiación (estructura geométrica del campo luminoso que afecta la distribución y orientación del haz luminoso). A las primeras corresponden el coeficiente de absorción $a(\lambda)$, el coeficiente de dispersión $b(\lambda)$ y el coeficiente de atenuación $c(\lambda)$. Y entre las propiedades ópticas aparentes aparece la reflectancia R ; la cual se indica con el propósito de comprender mejor el comportamiento del flujo de energía en el agua.

Las propiedades inherentes, más claramente, se refieren a la propagación de la luz en el medio acuático principalmente. La atenuación depende de la absorción y la dispersión (cantidad de energía que emerge) producidas en el medio (es la suma de ambas). En tanto que la reflectancia R es el cociente entre el coeficiente de dispersión y el coeficiente de absorción.

Por lo tanto, la absorción y la dispersión del agua pueden afectar su reflectancia, en algunos experimentos de investigación del agua marina (Robinson, 1994), se ha observado que a mayor dispersión puede haber una mayor reflectancia; mientras que un incremento en la absorción disminuye la reflectancia. Aunque cabe aclarar que no siempre una absorción muy baja conlleva por si sola a una

mayor reflectancia, ya que deben existir difusores presentes. Por lo tanto las aguas claras y las turbidas que contengan materiales fuertemente absorbentes podrán tener una reflectancia baja.

Las características de las propiedades ópticas del agua pura (de acuerdo a varios análisis realizados por Bukata, *et. al.*, 1995) y de acuerdo con Jensen (2000) entre el rango de 0.25 y 0.80 μm , son las siguientes (Tabla 4):

Longitud de onda (μm)	Absorción a (λ) (m^{-1})	Dispersión b (λ) (m^{-1})	Atenuación total c (λ) (m^{-1})
0.25 ultravioleta	0.190	0.032	0.2200
0.30 ultravioleta	0.040	0.015	0.0550
0.32 ultravioleta	0.020	0.012	0.0320
0.35 ultravioleta	0.012	0.0082	0.0202
0.40 violeta	0.006	0.0048	0.0108
0.42 violeta	0.005	0.0040	0.0090
0.44 violeta	0.004	0.0032	0.0072
0.46 azul oscuro	0.002	0.0027	0.0047
0.48 azul oscuro	0.003	0.0022	0.0052
0.50 azul claro	0.006	0.0019	0.0079
0.52 verde	0.014	0.0016	0.0156
0.54 verde	0.029	0.0014	0.0304
0.56 verde	0.039	0.0012	0.0402
0.58 amarillo	0.074	0.0011	0.0751
0.60 naranja	0.20	0.00093	0.2009
0.62 naranja	0.24	0.0082	0.2408
0.64 rojo	0.27	0.00072	0.2707
0.66 rojo	0.310	0.00064	0.3106
0.68 rojo	0.38	0.00056	0.3806
0.70 rojo	0.60	0.0005	0.6005
0.74 infrarrojo cercano	2.25	0.0004	2.2504
0.76 infrarrojo cercano	2.56	0.00035	2.5604
0.80 infrarrojo cercano	2.02	0.00029	2.0203

Tabla 4. Propiedades ópticas del agua pura.

De estos datos, se distingue notablemente que la menor cantidad de absorción y dispersión de la luz que incide en la columna de agua toma lugar en la región del azul entre los 0.40 a 0.50 μm (por lo cual puede haber una buena transmisión), de cuya región los valores mínimos se localizan entre los 0.46 a 0.48 μm . Las longitudes de onda del violeta al azul penetran con mayor facilidad que las de cualquier otra región en la columna de agua.

Se observa que las longitudes entre 0.52 y 0.58 μm (verde y amarillo) son absorbidas por el agua y hay una dispersión muy pequeña. Similarmente, la dispersión de la energía entre 0.58 a 0.74 μm

(naranja y rojo) es mínima comparada con la absorción. En tanto que casi todo el flujo de energía del IR cercano y medio (0.74-3.0 μm) es absorbido por el cuerpo de agua y solo presenta una dispersión insignificante, por lo que la reflectancia es nula. Estas características, también es posible observarlas en la Fig. 40, en la que se observa que la absorción del agua domina en el ultravioleta (<0.40 μm) y en el amarillo a través de la porción del infrarrojo cercano del espectro (>0.58). Casi toda la incidencia del flujo radiante en el infrarrojo cercano y medio (0.74-2.5 μm) es absorbido y presenta una mínima dispersión. Esto es tan sólo para comprender un poco más las características de las propiedades ópticas del agua, pues su análisis con mayor detalle es más útil para hacer análisis de muestras (*in situ*) en laboratorio.

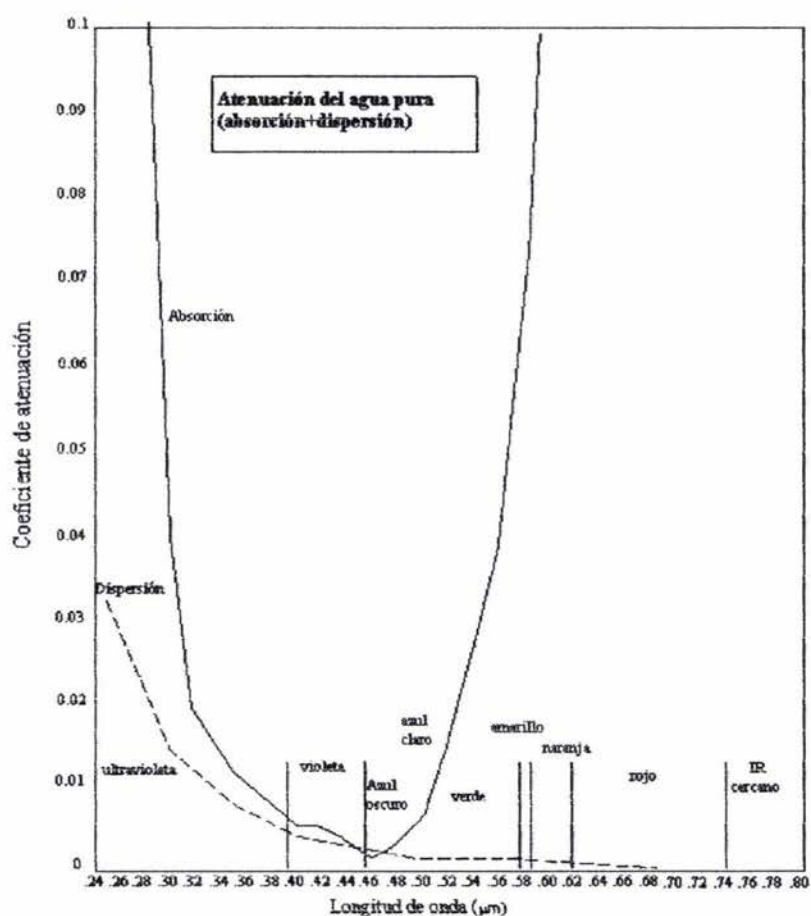


Fig. 40. Coeficiente de atenuación del agua pura.

Esto explica el porque, con el esparcimiento de la luz violeta y azul ($< 0.52 \mu\text{m}$), la absorción en el verde y amarillo, naranja, y rojo ($0.52\text{-}0.70 \mu\text{m}$) en la misma columna de agua, la vista humana percibe el agua de color azul. Y de igual manera, los cuerpos de agua pueden aparecer en negro por la absorción casi total del flujo de energía correspondiente a el IR cercano y medio ($0.74\text{-}2.5\mu\text{m}$), especialmente cuando el agua es profunda y pura (Jensen, 2000). Lo cual sucede de forma contraria en las superficies de tierra, en las que la cobertura de vegetación y el suelo desnudo reflejan un gran porcentaje de la energía del IR cercano y medio.

En resumen, el flujo de energía que interactúa con el agua puede ser absorbida o dispersada dependiendo de la longitud de onda del espectro electromagnético y la pureza del agua. El color de las aguas costeras está determinado por esta relación de absorción-dispersión y la presencia de material orgánico e inorgánico (partículas suspendidas o disueltas) en el agua. Por otro lado, ha sido posible conocer y deducir que la propiedad más importante a considerar, en la percepción remota, es la reflectancia, dado que es el resultado de las interacciones ópticas de la radiación en el mar.

Los avances tecnológicos de la percepción remota satelital para el estudio de los ecosistemas acuáticos, ha permitido obtener información directamente de las capas superficiales del mar hasta una profundidad de varios metros (Robinson, 1994). La penetración de la energía electromagnética que interactúa con el medio acuático, depende la longitud de onda, lo cual, de forma relativa, es posible observar en la Fig. 41

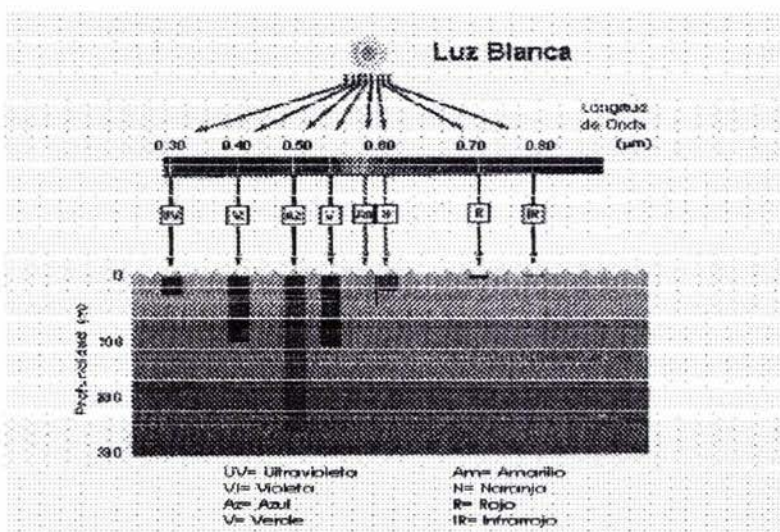


Fig. 41. Alcance de profundidad de las principales longitudes de onda en el agua.

Esta radiación alcanza a penetrar la superficie submilimétrica del agua (*surface skin*), con la posibilidad de interactuar con los constituyentes de la columna de este líquido y es retrodispersada hacia su superficie. Por lo tanto, cabe reiterar, que la reflectancia es la más importante para la detección alejada de las características de los cuerpos de agua porque proporciona la información más relevante de los elementos que los conforman.

• *Conceptos generales de la segmentación.*

La segmentación constituye la primera fase en el reconocimiento de patrones, la cual, simplifica el trabajo de dicho proceso porque separa los patrones de interés del resto de la imagen con la posibilidad de hacer más fácil su análisis. Es posible hacer la discriminación y segmentación de un objeto desde el momento en que se realiza un análisis visual y se separan, de manera virtual, a los distintos patrones que dicho objeto presenta; o por otra parte, también sería posible con la aplicación de algún algoritmo basado en modelos de imagen, lo que significa, que los cuerpos de agua pertenezcan a un determinado umbral, o que sean de una determinada respuesta espectral que los distinga del fondo (segmentación) para facilitar su estudio.

Según Weeks (1996), un área importante del procesamiento de imágenes es la segmentación de una imagen en varias regiones para separar los objetos del resto de la misma. De acuerdo con Lira (2002), la segmentación es definida como la “partición de una imagen en regiones que pueden o no tener un significado relativo a la escena respectiva”, es decir, que las regiones no necesariamente deben tener una relación directa con los objetos de la escena (como en el caso de la segmentación del ruido), lo cual ofrece la oportunidad de realizar algunas transformaciones intermedias (*p.e.* preprocesamiento) con la expectativa de hacer posteriormente un análisis de la imagen. Y dependiendo de cómo sean analizados la posición en el espacio de los píxeles, los valores y las relaciones espaciales existentes entre los mismos, algunos criterios para la realización de la segmentación son: por propiedades espectrales, por propiedades espaciales o la combinación de ambos. En este caso particular, como ya se mencionó, la respuesta espectral puede proporcionar información valiosa de las características de las sustancias presentes en el agua, por lo cual, en la metodología de la presente tesis, se obtuvieron las propiedades espectrales para realizar la segmentación de los cuerpos de agua con la aplicación de la expansión canónica.

• *Expansión canónica.*

Esta transformación es una variante de la transformación *Karhunen-Loeve (KL)*, *Hottelling* 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 multispectral, por lo que se requiere de información a priori.

En el análisis discriminante canónico se genera un nuevo espacio donde las clases tratadas tienen una máxima separabilidad. De la misma manera, esta transformación se utiliza para separar una clase del resto de la imagen (segmentación), que a su vez se ve como la clase restante. Esto es posible de ilustrar, al tratar el problema de clasificación entre dos clases con patrones bidimensionales (Richards, 1986) que no son separables con el empleo de las variables originales X_1 y X_2 . Sin embargo, al encontrar un eje X_2' , entonces es factible discriminar ambas clases, como se observa en la Fig. 42. Este eje debe ser tal que sobre él, la dispersión entre los centros de las clases (A) sea máxima, es decir que la proyección de ambos centros proporcione la máxima distancia. En tanto que, al mismo tiempo, la dispersión individual de cada clase, B_1 y B_2 (p.e. agua y tierra), sea la mínima posible.

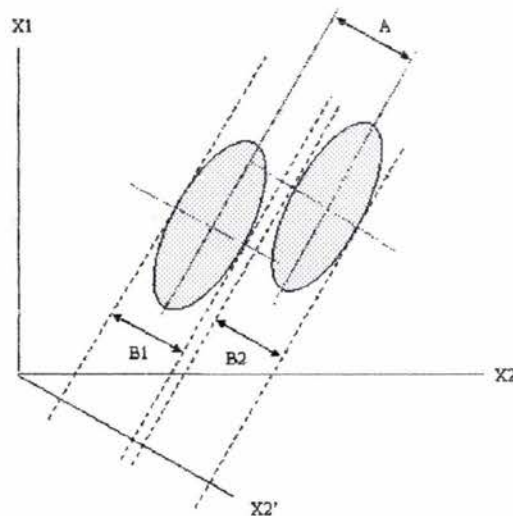


Fig. 42. El primer eje canónico X_2' permite separar al máximo las clases B_1 y B_2 , que el eje original X_2 .

En síntesis, el análisis canónico permite separar una clase (*p.e.* cuerpos de agua) del resto de la imagen multispectral, de manera que se realiza una segmentación de la imagen, para enfocarse exclusivamente a esa clase que ha sido separada para facilitar su estudio. En el proceso del análisis canónico se extrae la información más relevante de un objeto a partir de todo un conjunto de información (datos multivariados) y representarla en un espacio de menor dimensionalidad (menor número de bandas, para este caso particular). Mediante este método matemático es factible transformar un número de variables posiblemente correlacionadas en un número menor de variables no correlacionadas (ortogonales), llamadas componentes principales (ordenados de acuerdo a su varianza). El primer componente (cjc) absorbe la mayor cantidad de variabilidad posible del conjunto de datos y cada uno de los componentes restantes absorbe el resto. Es así como se generan nuevas características a partir de los datos originales para descartar, posteriormente, algunas de estas (componentes) con baja capacidad discriminante.

La representación canónica de una imagen multispectral esta dada por la siguiente ecuación:

$$Y_i(k, l) = \mu_i^Y + \sum_{j=1}^M a_{ij} X_j(k, l), \quad \forall i = 1, 2, \dots, \gamma, \text{ y } k, l = 1, 2 \dots N, M \quad (12)$$

Donde:

$\mu^Y = \{\mu_1^Y, \mu_2^Y, \dots, \mu_\gamma^Y\}$ es el vector que representa la media de la imagen multispectral $Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_\gamma\}$ compuesta por γ bandas. El tamaño de la imagen es de $N \times M$ pixels. Las funciones bi-dimensionales representada por X_1, X_2, \dots, X_m , son variables no-correlacionadas de media cero y, de forma general, X_i , corresponde a las bandas que integran la imagen multispectral Y . El subíndice "i", indicaría en este caso particular, las 9 bandas que componen la imagen multispectral. Los coeficientes a_{ij} son funciones deterministas y el término (k, l) representa las coordenadas de un pixel en la imagen (Lira, 2002).

El análisis de componentes principales de una imagen multispectral genera una representación canónica en un sistema de coordenadas ortonormal. Este sistema es representado por los eigenvectores

de la matriz de covarianza de la imagen multispectral. Modelando a la imagen multispectral f a través de su matriz de covarianza \mathbf{K}^f , la expansión canónica en este caso está dada por:

$$\mathbf{g}_i(\mathbf{k}, l) = \sum_{i=1}^{\gamma} f_i(\mathbf{k}, l) \mathbf{e}_{ij}, \quad \forall i = 1, 2, \dots, \gamma \quad (13)$$

Donde g es la imagen multispectral generada por el análisis de componentes principales de la imagen de entrada f . Las bandas de g forman un sistema de variables aleatorias no-correlacionadas conocidas como componentes principales.

Dentro del sistema de las componentes principales, los eigenvectores $\hat{\mathbf{e}}_i$ y los eigenvalores λ_i están determinados, en notación matricial, por la siguiente ecuación

$$[\mathbf{K}_f - \Lambda \mathbf{I}] \mathbf{A} = 0 \quad (14)$$

El operador \mathbf{A} es el kernel formado por los eigenvectores de \mathbf{K}_f , los cuales son normalizados a la unidad (a uno, es decir que son unitarios). El kernel se define como un operador que actúa sobre la imagen de entrada f para producir la imagen de salida. Asimismo, en general el kernel se refiere a operadores que actúan en el espacio de coordenadas de la imagen multispectral f (Lira, 2002).

Y Λ es una matriz diagonal formada por los eigenvalores de \mathbf{K}_f . Entonces es posible interpretar que la imagen de entrada f puede ser expandida por medio del sistema de componentes principales (eigenvectores) y que ha sido definida por g , según la ecuación 13.

Como se mencionó anteriormente, el kernel está integrado por los componentes principales, los cuales representan las características más relevantes de un determinado objeto de interés (*p.e.* de los cuerpos de agua) en una imagen multispectral, por lo que al sobreponerlo a la imagen original, este sobresale del fondo. Esto es lo que produce la segmentación en una imagen, dando lugar a las bandas canónicas, las cuales son utilizadas para discriminar mejor los elementos de interés en una imagen, cuyo método es ampliamente usado en los estudios realizados con la percepción remota multispectral.

BIBLIOGRAFÍA.

- Aguirre, R. (1987). *Propiedades ópticas del agua de la Laguna de Coyuca, Gro. y su relación con los parámetros hidrobiológicos*. Tesis de Licenciatura. Facultad de Ciencias. UNAM. México, D.F. pp. 80.
- Aguirre, R. (2002). *Los mares mexicanos a través de la percepción remota*. III. Métodos y técnicas para el estudio del territorio, Temas Selectos de Geografía de México. Instituto de Geografía-PyV. UNAM. México, D.F., pp. 15-82.
- Antelo, J., F. Arce, J. Carballeira (1995). *Diseño de una red de monitorización de calidad química de aguas superficiales*, Universidad de Santiago de Compostela, pp. 61-62.
- Bannari, A., A. Huete, D. Morin y F. Zagolski (1996). Effects de la couleur et de la brillante du sol sur les indices de végétation. *International Journal of Remote Sensing*, 17 (10):1885-1906.
- Bricaud, A., E. Bosc, D. Antoine (2002). Algal biomass and sea surface temperature in the Mediterranean Basin Intercomparison of data from various satellite sensors, and implications for primary production estimates. *Remote Sensing of Environment*, 81:163-178.
- Brivio, P., C. Giardino y E. Zilioli (2001). Determination of chlorophyll concentration changes in Lake Garda using an image-based radiative transfer code for Landsat TM images. *International Journal of Remote Sensing*, 22 (2-3):487-502.
- Bukata, R., H. Jerome, K. Kondratyev y V. Pozdnyakov (1995). *Optical Properties and remote sensing of inland and coastal waters*, New Cork: CRC Press, pp. 362.
- Bukata, R., V. Dmitry, H. John y J. Fred (2001). Validation of radiometric color model applicable to optically complex water bodies. *Remote Sensing of Environment*, 77:165-172.
- Carpenter, D. y S. Carpenter (1983). Modeling inland water quality using Landsat data. *Remote Sensing of Environment*, 13:345-352.
- Castro, G., M. Urai, M. Kaku y K. Ohno (2003). *Utilización de datos Aster para el monitoreo de volcanes y la identificación de productos volcánicos*. Servicio Geológico Minero Argentino (SEGEMAR). Buenos Aires, Argentina. pp. 465-473.
- Chesire, H. (1985). Remote sensing of water quality in the Neuse River Estuary, North Carolina. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 51 (3):329-341.
- Chica, M., F. Rodríguez, F. Abarca, M. Gutiérrez, A. Fernández, M. Moreira, A. Fernández y E. Sánchez (1999). *Técnicas de teledetección aplicadas al estudio de los ríos Tinto y Odiel*. VIII Congreso de Teledetección. Albacete. 1999.

- Chuvieco, E. (1990). *Fundamentos de teledetección espacial*. Ediciones Rialp, S.A. Madrid, España, pp. 41-75.
- Cornel, O. (2003). Study of red river delta growth and water turbidity in Lake Texoma, using Landsat TM and ASTER data. The University of Texas at Dallas Department of Geosciences. <http://www.utdallas.edu/~cornelo/Research/RSweb/> y <http://www.utdallas.edu/~cornelo>
- Doxarán, D., J. Froidefond, S. Lavender y P. Castaing (2002). Spectral signature of highly turbid waters. *Remote Sensing of Environment*, 81:149-161.
- Florence, L., O. Sylvain y F. Philippe (2000). A three-component model of ocean color and its application in the Ebro River. *Remote Sensing of Environment*, 72:181-190.
- García, C. e I. Robinson (1991). Chlorophyll-a mapping using airborne Thematic Mapper in the bristol channel (South Gower Coastline). *International Journal of Remote Sensing*, 12 (10):2073-2086.
- Gitelson, A., G. Garbuzov, F. Szilagyi, K. H. Mittenzwey, Karnieli y A. Kaiser (1993). Quantitative remote sensing methods for real-time monitoring of inland waters quality. *International Journal of Remote Sensing*, 14 (7):1269-1295.
- Gray, N.F. (1996). *Calidad del Agua Potable. Problemas y Soluciones*, Editorial Acribia, S.A., Zaragoza, España, pp. 53-55.
- Griend, V. y M. Owe (1993). On the relationship between thermal emissivity and normalized difference vegetation index for natural surfaces. *International Journal of Remote Sensing*, 14 (6):1119-1131.
- Gupta, R. P. (1991). *Remote Sensing Geology*. Springer-Verlag. Berlín, Germany. pp. 356.
- Jensen, J. (2000). *Remote sensing of the environment. An earth resource perspective*. University of South Carolina. Prentice Hall. pp. 380-381.
- Khorram, S. (1985). Development of water quality models applicable throughout the entire San Francisco Bay and Delta. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, 51(1):53-62.
- Klemas, V., D. Bartlett, W. Philpot, R. Roger y L. Reed (1974). Coastal and estuarine studies with ERTS-1 and Skylab. *Remote sensing of the environment*. 3:153-174.
- Lathrop, R., Jr., y T. Lillesand (1986). Use of Thematic Mapper data to assess water quality in Greer Bay and Central Lake Michigan. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, 52 (5):671-680.

- Lira, J. (2002). *Introducción al Tratamiento Digital de Imágenes*, Ciencia de la Computación, FCE-UNAM-IPN. México, D.F., pp. 25, 338.
- Lira, J., G. R. Marzolf, A. Marocchi y B. Naugle (1992). A probabilistic model to study spatial variations of primary productivity in river impoundments. *Ecological Applications*, 2:86-94.
- López, F. J. (1986). *Caracterización hidrológica para evaluar la calidad de la laguna de Coyuca de Benítez, Guerrero, durante el ciclo anual de otoño de 1983-verano 1984 y la aplicación de técnicas de percepción remota*. Tesis de Licenciatura. Facultad de Ciencias. UNAM. México, D.F. pp. 81.
- Lynch, M. y P. Fearn (2001). *Water Quality in Coastal Waters*. Paper presented at the 22nd Asian Conference on Remote Sensing, 5-9 November 2001. Singapore.
- Mayo, M., A. Gitelson, Y. Yacobi y Z. Ben. (1995). Chlorophyll distribution in Lake Kinneret determined from Landsat Thematic Mapper data. *International Journal of Remote Sensing*, 16 (1):175-182.
- Morel, A. y L. Prieur (1977). Analysis of variations in ocean color. *Limnology and Oceanography*, 22:709-722.
- Nasser, A. S., B. Autrey, F. Fulk y S. Cormier (s/fecha). The selection of narrow wavebands for optimizing water quality monitoring on the Great Miami River, Ohio, using Hyperspectral Remote Sensor Data. *Journal of Spatial Hydrology*.
- Novo, E., J. D. Hansom y P. J. Curran (1989). The effect of sediment type on the relationship between reflectance and suspended sediment concentration. *International Journal of Remote Sensing*, 10 (7):1283-1289.
- Paringit, E. y Nadaoka, K. (2003). *Monitoring and assessment of Laguna de Bay waters from space observations and optical modeling*. Symposium on Environmental Issues Related to Infrastructure Development held in Manila last August 8-9, 2003.
- Rees, W. G. (2001). *Physical Principles of Remote Sensing*. Cambridge University. pp. 343.
- Richards, J. (1986). *Remote sensing digital image analysis*. Springer-Verlag. pp. 216-217.
- Ritchie, J. y C. Cooper (1988). Comparison of measured suspended sediment concentration with suspended sediment concentration estimated from Landsat MSS data. *International Journal of Remote Sensing*, 9 (3):379-387.
- Ritchie, J., C. Cooper y F. Schiebe (1990). The relationship of MSS and TM digital data with suspended sediments, chlorophyll, and temperature in Moon Lake, Mississippi. *Remote Sensing of Environment*, 33: 137-148.

- Ritchie, J., P. Zimba y J. Everitt (2003). Remote sensing techniques to assess water quality. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 69 (6):695-704.
- Roberts, A., C. Kirman y L. Lesack (1995). Suspended sediment concentration estimation from multi-spectral video imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 16 (13):2439-2455.
- Robinson, I. S. (1994). *Satellite oceanography*. An introduction for oceanographers and remote sensing scientists. Wiley-Praxis. England. pp. 17-23.
- Ruiz, P. (1995). Multitemporal analysis of “simultaneous” Landsat imagery (MSS and TM) for monitoring primary production in a small tropical coastal lagoon. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 61 (2):187-198.
- Sabins, F. F. (1997). *Remote sensing: principles and interpretation*. New York. pp. 119, 132, 214.
- Sathyendranath, S., L. Prieur, y A. Morel (1989). A three-component model of ocean colour an its application to remote sensing of phytoplankton pigments in coastal waters. *International Journal of Remote Sensing*, 10 (8):1373-1394.
- Verma, R., S. P. Singh y G. Raj (2003). Assesment of changes in water hyacinth coverage of water bodies in northern part of Bangalore city using temporal remote sensing data. *Research Communication*. Current Science, 84 (6):795-804.
- Weeks, A. (1996). *Fundamentals of electronic image processing*. USA, Series SPIE/IEEE, p. 387.
- Yang, M. D., C. Merry y R. Sykes (1996). *Adaptantes de la calidad del agua usando la detección alejada y GIS*. Simposio de Awra sobre GIS y recursos de agua. 12 sep., 1996.
- Zhou, J., D. L. Civco y J. A. Silander (1998). A wavelet transform method to merge Landsat TM and SPOT panchromatic data. *International Journal of Remote Sensing*, 19 (4):743-757.

Páginas web:

<http://asterweb.jpl.nasa.gov/instrument/instrument.htm>

http://asterweb.jpl.nasa.gov/products/release_surface_kinetic_temperatur.htm

http://carpetas.semamat.gob.mx/estadisticas_2000/informe_2000/04_Agua/4.6_Calidad/index.shtml

Documento Teórico De la Base Del Algoritmo (ATBD)

(<http://cosposo.gsfc.nasa.gov/atbd/astertables.html>)

Informe anual del IMTA 2001: <http://www.imta.mx/>

<http://smn.cna.gob.mx/SMN.html> (Consulta de base de datos de parámetros de calidad del agua).

La base de datos de los parámetros de calidad del agua correspondientes al estado de Tabasco (de los años 2000-2001) se proporcionó por la Gerencia de Saneamiento y Calidad del agua, perteneciente a la Comisión Nacional del Agua (CNA).

http://translate.google.com/translate?hl=es&sl=en&u=http://asterweb.jpl.nasa.gov/products/release_surface_kinetic_temperatur.htm&prev=/search%3Fq%3Dtemperature%2Bkinetic%252Baster%26hl%3Des%26lr%3D%26ie%3DUTF-8%26oe%3DUTF-8%26sa%3DG

http://translate.google.com/translate?hl=es&sl=en&u=http://cdcdac.usgs.gov/aster/ast_08.asp&prev=/search%3Fq%3Dtemperature%2Bkinetic%252Baster%26hl%3Des%26lr%3D%26ie%3DUTF-8%26oe%3DUTF-8

<http://utdallas.edu/~cornelo/Research/RSweb/>

<http://www.odysseyofthemind.com/aster.htm>