

## 4. METODOLOGÍA

El resumen de las técnicas utilizadas para el procesamiento de las imágenes de datos se resume en la siguiente Figura 4.1.

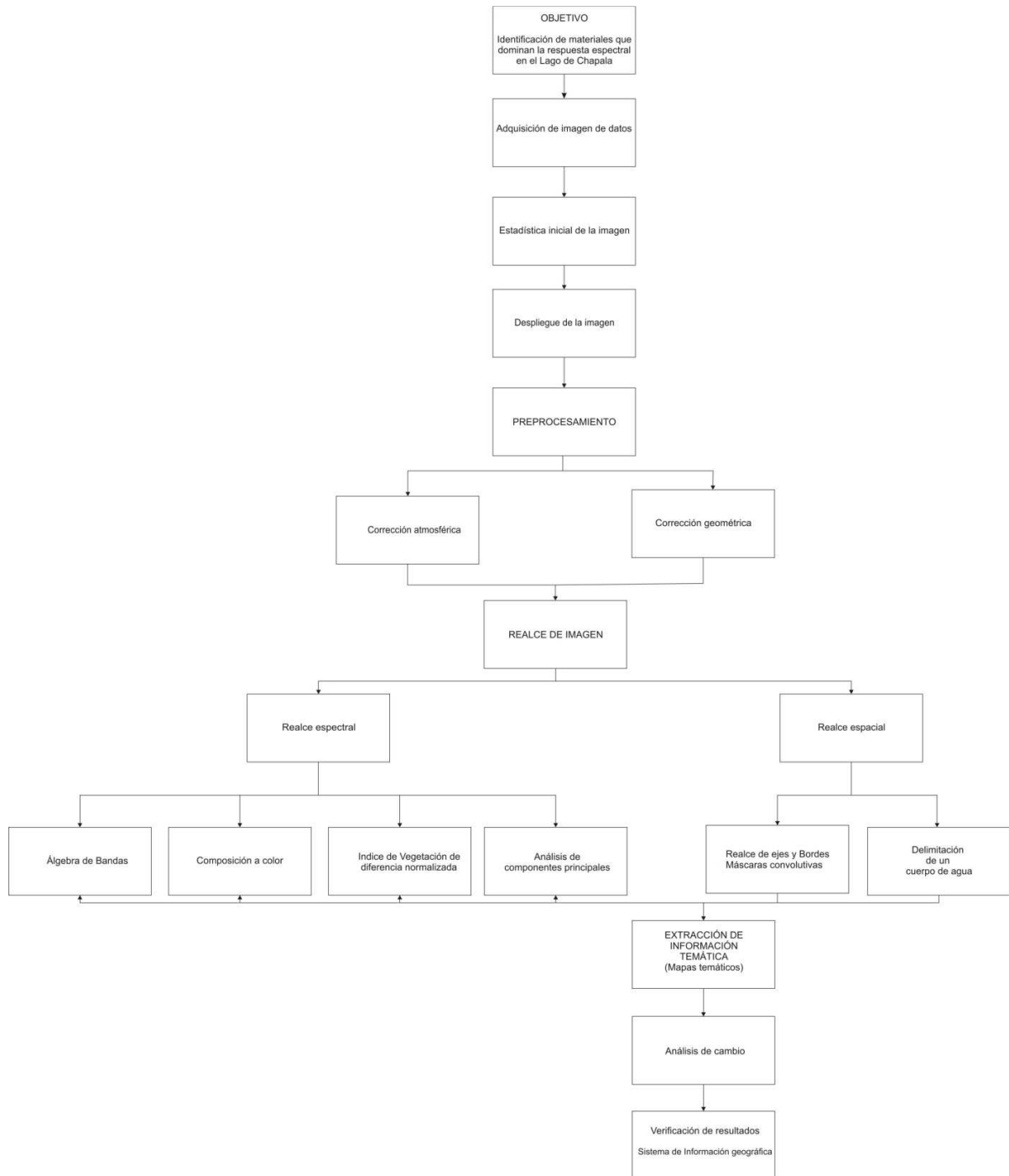


Figura 4.1 Procedimiento utilizado para el análisis de las imágenes de datos.

#### 4.1 PRE-PROCESAMIENTO DE IMÁGENES.

##### 4.1.1 CÁLCULO ESTADÍSTICO UNIVARIADO DE LOS DATOS CRUDOS.

El procesamiento de una imagen satelital comienza con el despliegue de la información y el cálculo de las estadísticas univariada y multivariada de los datos de la imagen, con el fin de analizar la calidad de los datos.

Jensen (1996) señala que para imágenes satelitales es común que los datos de interés estén sesgados o que contengan valores extremos por lo que el promedio (siendo una medida de tendencia central) resulta ineficaz para arrojar información; sin embargo, las medidas de dispersión respecto a la media son adecuadas para proporcionar información sobre la dispersión y variabilidad de los datos.

La desviación estándar es la medida de variación más útil para el análisis estadístico y está dada en las mismas unidades que las observaciones. Una desviación estándar grande sugiere un mayor contenido de información en una banda o canal específico. La covarianza entre dos variables aleatorias muestra la variabilidad conjunta de estas dos variables, en tanto la correlación muestra el grado de interrelación entre dos variables.

##### 4.1.2 CORRECCIÓN ATMOSFÉRICA

Para extraer información significativa de las imágenes satelitales, se requiere analizar e interpretar la información que es proporcionada por el sensor ETM+.

En estudios de cuerpos de agua es esencial remover el efecto atmosférico a través de la aplicación de una corrección atmosférica, confiable y práctica.

La importancia de corregir atmosféricamente se debe a que las diferencias en la reflectancia de cada material de un cuerpo de agua puede ser tan sutil que podrían llegar a ser inseparables las firmas espectrales de cada material.

Para determinar el tipo de corrección atmosférica se consideraron diferentes características de la zona de estudio.

- Características físicas de la zona de estudio. El área de estudio es de 5179.815 km<sup>2</sup> de la cual el 21.21% corresponde al lago de Chapala; una quinta parte de la escena corresponde al cuerpo de agua. Tal característica sugiere que hay gran cantidad de evaporación por lo tanto mayor efecto atmosférico, sumado a esto se presenta la reflexión especular o superficie lambertiana debido al gran área del Lago.

- Características temporales. En la búsqueda de información se encontró que desde 2003 el sensor ETM+ se encuentra dañado y/o apagado por lo que se presenta bandeamiento por falta de información en todas las escenas (escenas disponibles de manera libre) desde la fecha mencionada hasta la actualidad, por lo que se recurrió a datos históricos que coincidieran con información in situ de la Red Nacional de Monitoreo de la Comisión Nacional del Agua (CONAGUA). Esto nos lleva a la carencia de datos meteorológicos para la fecha en que el sensor ETM recolectó los datos estudiados.

Se realizó una corrección atmosférica absoluta ya que no se cuenta con los parámetros meteorológicos para realizar una corrección basada en datos independientes de condiciones ópticas de la atmósfera. Dentro de la corrección atmosférica absoluta no se sugiere el uso del método más común y sencillo que es la sustracción de píxel oscuro, ya que después de haber realizado el análisis estadístico del comportamiento de las observaciones indica que la sustracción del mínimo valor del histograma subestima el efecto atmosférico. Por lo tanto, se sugiere para el presente caso el uso de corrección atmosférica por regresión lineal de píxel oscuro, la cual se basa en el hecho de la existencia de una relación entre los VB's o números digitales (DN por sus siglas en inglés) del infrarrojo medio (Landsat TM banda 7, 2.2  $\mu\text{m}$ ) y la longitud de onda correspondiente al visible. Considerando la dependencia de las observaciones en la región visible del espectro EM con la región del IRM (Kaufman, Y. J., *et al.*, 1997), se utilizó el método de regresión lineal para obtener modelos matemáticos de la forma:

$$BV_{0.4\mu\text{m}} = mBV_{2.2\mu\text{m}} + b_{0.4\mu\text{m}} \quad \dots 1$$

Donde

$$m = \frac{BV_{0.4\mu\text{m}}}{BV_{2.2\mu\text{m}}}$$

$BV_{0.4\mu\text{m}}$  es el valor de brillo predicho de la banda espectral ETM1 (0.4-0.5 $\mu\text{m}$ )

$BV_{2.2\mu\text{m}}$  es el valor de brillo de la banda espectral independiente, es decir, la banda ETM7 que teóricamente no está influenciada por el efecto atmosférico.

$b_{0.4\mu\text{m}}$  es la ordenada al origen del modelo matemático.

La intersección de  $b_{0.4\mu\text{m}}$  con  $BV_{0.4\mu\text{m}}$  se interpreta como el efecto atmosférico sobre la variable dependiente.

#### 4.1.3 CORRECCIÓN GEOMÉTRICA.

Los datos satelitales del sensor ETM+ proporcionados por el USGS (2009), están provistos del nivel de corrección 1T que corresponde a una corrección de terreno, es decir, que ya han sido corregidos geométricamente a través de puntos de control en tierra (GPC). No obstante se realizó una verificación por medio de comparación con el mapa vectorizado de hidrología superficial (INEGI, 2001).

#### 4.2 REALCE ESPECTRAL

La información obtenida tras la corrección atmosférica y geométrica proporciona en BV la reflectancia en la superficie de la Tierra. Para cumplir con el objetivo del estudio se obtuvo una máscara para la extracción de información espectral a partir de los datos vectoriales de la carta de aguas superficiales. El lago de Chapala se representa por un polígono de agua perenne, descrito y localizado por INEGI, 2001. Por lo tanto la información espectral extraída en lo subsecuente será referida con el término: datos.

##### 4.2.2 COCIENTE DE BANDAS.

En datos de imágenes satelitales, el cociente de bandas mejora los cambios en los gradientes de las curvas de reflectancia espectral de diferentes materiales, ya que estos cambios se acentúan al realizar el cociente. La relación o cociente entre dos números típicamente proporciona un número real. Descontando la división por cero, la relación puede ser tan alta como 255 pero en la práctica la relación es bastante baja, generalmente menos que 5. Antes de ser desplegada una relación de imagen o cociente de imagen, puede ser escalada para aumentar el rango dinámico y convertir a números enteros. La corrección atmosférica debe ser sustraída antes de realizar el cociente.

Un cero en el numerador con un número real en el denominador da un cociente de cero. Sin embargo la división por cero proporciona un valor infinito el cual es predeterminado a 255, aunque el operador puede tener la opción de establecer este valor a cero. La división de cero por cero no está definida y el cociente puede ser asignado a un valor de cociente de cero. La división por cero o tener un cero en el numerador puede prevenirse asignando un número digital (ND) de 1 a los píxeles cuyo valor de brillo sea cero después de realizar la corrección atmosférica. Para altos ND este enfoque puede ser justificado porque la relación de  $223/14$  está muy cerca de  $224/15$ . Sin

embargo a un bajo ND este proceso puede producir errores significativos: una relación de 10/1 no es casi lo mismo como la relación 11/2. Si una relación normalizada es producida, donde la diferencia entre las dos bandas es dividida por la suma de las mismas dos bandas, la relación variará entre -1 y 1 (asumiendo que la división por cero es cero) (Gibson & Clare, 2000). La expresión matemática de la función de cocientes de bandas está dada por la siguiente expresión.

$$BV_{i,j,r} = \frac{BV_{i,j,k}}{BV_{i,j,l}} \quad \dots 2$$

Donde:

$BV_{i,j,r}$  es el valor de la relación para el píxel en la fila i, columna j

$BV_{i,j,k}$  es el valor de brillo en la misma posición de píxel en la banda k

$BV_{i,j,l}$  es el valor de brillo en la misma posición de píxel en la banda l

De acuerdo al objetivo planteado, las características ópticas del cuerpo de agua en estudio están dominadas por la presencia de vegetación acuática, sedimentos suspendidos y áreas con bajos niveles de turbidez. Por lo tanto para determinar las áreas que están cubiertas por cada uno de los materiales de interés es necesario identificar los rasgos característicos de cada material y los rangos del espectro EM en los que se presentan. La Tabla 4.7 muestra las bandas espectrales en donde se observan las principales características espectrales de cada material con base en la respuesta espectral teórica.

Tabla 4.7 Principales características espectrales de los materiales de estudio.

MATERIAL	ALTA REFLECTANCIA	ALTA ABSORCION
Vegetación	ETM4 ETM2	ETM 3, ETM5 y ETM7
Sedimentos suspendidos rojos (óxidos de fierro)	ETM3, ETM5, ETM7	ETM1, ETM2
Sedimentos suspendidos (tipo arcillosos)	ETM5	ETM7

Los sedimentos suspendidos son una mezcla de material orgánico e inorgánico que son transportados preferentemente por los afluentes del lago de Chapala. En este cuerpo de agua la dinámica de los vientos dominantes de la zona promueve la resuspensión de sedimentos por lo que las propiedades ópticas de este cuerpo de agua están regidas por la gran acumulación de material suspendido y vegetación acuática. Para los sedimentos suspendidos Campbell (2002) propone el cociente  $ETM3/ETM1$  para sedimentos rojos al cual se agregará el cociente  $ETM3/ETM7$  para incluir sedimentos arcillosos cuya característica de absorción se presenta en la banda  $ETM7$  con la finalidad de mapear la mayor parte de los sedimentos en suspensión presentes en el cuerpo de agua.

Los cocientes de bandas forman parte del álgebra de bandas espectrales que no es más que el uso de operaciones matemáticas (suma, resta, división, multiplicación y operaciones lógicas) que permitan enfatizar la información de interés.

#### 4.2.3 METODO DE ÍNDICE DE VEGETACIÓN DE DIFERENCIA NORMALIZADA (NDVI)

El índice de vegetación está basado en los valores de brillos digitales mide la biomasa o el estado de la vegetación. El índice de vegetación está formado por la combinación de varios valores espectrales que son añadidos, divididos o multiplicados en una manera definida para proporcionar un valor único que indique la cantidad o estado de la vegetación mediante un píxel. Algunas relaciones de banda han sido definidas aplicando el conocimiento del comportamiento espectral de la vegetación viva.

Las relaciones de bandas son cocientes entre medidas de reflectancia en porciones separadas del espectro. Las relaciones son efectivas en mejorar o revelar información latente cuando es una relación inversa entre dos respuestas espectrales para varios fenómenos biofísicos. Si dos características tienen el mismo comportamiento espectral, la relación provee poca información pero si hay bastante diferencia en la respuesta espectral, la relación entre los dos valores provee un único valor que expresa el contraste entre las dos reflectancias.

Para la vegetación viva, la relación estratégica puede ser especialmente efectiva porque la relación inversa entre el brillo de la vegetación en la región del rojo (R) y el infrarrojo, esto es la absorción de la luz roja de la clorofila y su fuerte reflexión de la radiación en el Infrarrojo (IR) como se

observa en la Figura 4.2. La relación IR/R en plantas sanas es alta. Para suelo desnudo, vegetación estresada o muerta esta relación decrece en magnitud. Por lo que la relación IR/R proporciona una medida de actividad fotosintética y de biomasa dentro de un píxel. Esta relación es una forma de medir la abundancia de la vegetación o el estado de ésta.

Una relación muy usada en índices de vegetación es la conocida como índice de vegetación de diferencia normalizado NDV

$$NDVI = \frac{IR - R}{IR + R}$$

Esta relación proporciona la misma información que la relación IR/R la diferencia es que el valor del NDVI se encuentra entre -1 a 1.

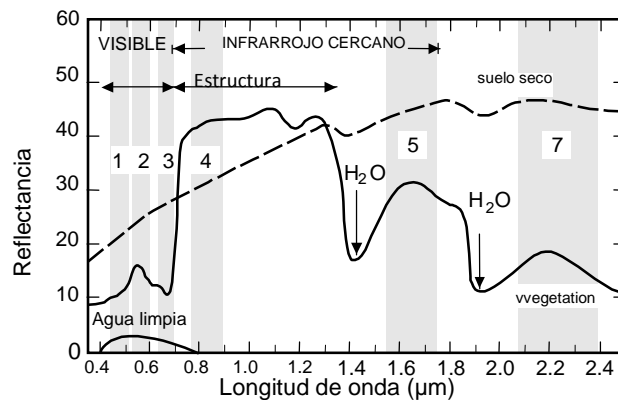


Figura 4.2 .Respuesta espectral de la vegetación en función de los pigmentos de clorofila.

#### 4.2.4 COMPOSICIÓN A COLOR.

Es una técnica que permite visualizar la respuesta de un material en rangos de longitud que el ojo humano no percibe así como resaltar la respuesta espectral de los diferentes materiales de estudio (vegetación, sedimentos y respuesta espectral del agua más limpia sobre el área de estudio). En ésta técnica se despliegan tres bandas espectrales en los tres diferentes cañones del

sistema RGB. Cuando las bandas espectrales no coinciden con el cañón correspondiente a su longitud de onda se dice que la composición es un falso color.

Para el lago de Chapala se propone en ambas fechas una composición 431 que realza la respuesta espectral de pigmentos de clorofila (ETM4) y sedimentos en general (ETM3).

#### 4.2.5 MÉTODO DE ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES

Los objetivos de análisis por componentes principales son:

- Generar nuevas variables que puedan expresar la información contenida en el conjunto original de datos.
- Reducir la dimensionalidad del problema que se está estudiando.
- Eliminar cuando sea posible, algunas de las variables originales, cuando aportan poca información.

Las nuevas variables generadas se denominan componentes principales y poseen algunas características estadísticas deseables, tales como independencia (cuando se asume multinormalidad). Esto significa que si las variables originales no están correlacionadas, el análisis por componentes principales no ofrece ventaja alguna.

El análisis por componentes principales se aplica cuando se dispone de un conjunto de datos multivariados y no se pueden postular sobre la base de conocimientos previos del universo en estudio. El análisis de componentes principales se aplica cuando se desea conocer la relación entre los elementos de una población y se sospecha que en dicha relación influye de manera desconocida un conjunto de variables o propiedades de los elementos.

Las componentes principales tienen ciertas características que son deseables:

- Los componentes principales no están correlacionados y si se puede suponer multinormalidad en los datos originales, además son independientes.
- Cada componente principal sintetiza la máxima variabilidad residual contenida en los datos



#### 4.2.5.1 NUEVA EXPRESION DE LOS DATOS

Si se conocen los valores propios generados por la matriz de covarianza de un conjunto de datos, es posible calcular todas las constantes que forman la matriz de transformación L. La matriz L se puede multiplicar por la matriz X original para obtener una nueva matriz de datos Y. Esta nueva matriz de datos transformada tendrá las características siguientes:

Para cada observación tendrá p valores que corresponden a cada una de las componentes

La matriz de covarianza de este conjunto de datos será diagonal, debido a que las nuevas variables no están correlacionadas, y los valores de las varianzas de cada variable serán los valores propios encontrados al resolver el polinomio característico de la matriz de covarianza de los datos originales

La varianza de la primera componente principal será mayor, y cada uno de las siguientes componentes tendrá una varianza menor, hasta que la última componente será la que posea la menor varianza.

El vector promedio de la nueva matriz también experimentará la misma transformación lineal:

$$Y = XL \quad \dots \quad 3$$

#### 4.2.5.2 MATRIZ DE CORRELACIÓN

Si se emplean los datos estandarizados en la matriz de transformación, a partir de la matriz de covarianza será posible calcular la matriz de correlación.

Los valores de la diagonal principal de la matriz de correlación (R) son números 1 ya que las nuevas variables estandarizadas poseen varianza unitaria. Esto significa que en el conjunto de datos originales se aplica la misma importancia a todas las variables observadas.

#### 4.2.6 TÉCNICA DE CROSTA O ANÁLISIS DE COMPONENTES ORIENTADAS (ACPO)

Se basa en el análisis de componentes principales y permite la identificación espectral de materiales de interés y de la contribución de cada banda espectral relacionada a la firma espectral teórica del material de interés. Esta técnica proporciona información con base en el signo de la

carga de información relacionada con la banda espectral y la componente principal resultante ya que, si es negativo la información se verá en tonos oscuros y el signo positivo indica que los tonos brillantes representan la información de interés.

#### 4.3 REALCE ESPACIAL

Una característica de las imágenes de percepción remota es un parámetro llamado frecuencia espacial que se define como el número de cambios en los valores de brillo por distancia unitaria en cualquier parte de la imagen. Si hay pocos cambios en los BV en un área dada se dice que es un área de baja frecuencia. Por el contrario si los BV cambian abruptamente en una pequeña área se dice que es un área de alta frecuencia.

La frecuencia espacial en percepción remota puede ser realizada usando dos diferentes enfoques:

- Técnica del Análisis de Fourier.
- Filtrado de convolución espacial.

##### 4.3.1 REALCE DE EJES Y BORDES EN EL DOMINIO ESPACIAL.

Una de las aplicaciones más importantes de la percepción remota es la localización de límites y ejes de un objeto en estudio, por ello los ejes principales de un objeto y que son aquellos que le dan forma pueden ser delineados usando la técnica de realce de ejes lineales y no lineales

###### 4.3.1.1 REALCE DE EJES O BORDES LINEALES

Uno de los métodos útiles para la extracción de ejes direccionales es la técnica de máscaras de gradientes direccionales, es decir de la diferenciación discreta bidimensional, donde el nombre de la máscara sugiere la dirección de máxima pendiente. Las máscaras se definen a continuación:

$$\begin{array}{r}
 \begin{array}{ccc}
 & 1 & 1 & 1 \\
 \text{Norte} = & 1 & -2 & 1 \\
 & -1 & -1 & -1
 \end{array}
 &
 \begin{array}{ccc}
 & -1 & -1 & -1 \\
 \text{Sur} = & 1 & -2 & 1 \\
 & 1 & 1 & 1
 \end{array}
 \end{array}$$

$$\begin{array}{r}
 \begin{array}{ccc}
 & -1 & 1 & 1 \\
 \text{Este} = & -1 & -2 & 1 \\
 & -1 & 1 & 1
 \end{array}
 &
 \begin{array}{ccc}
 & 1 & 1 & -1 \\
 \text{Oeste} = & 1 & -2 & -1 \\
 & 1 & 1 & -1
 \end{array}
 \end{array}$$

$$\begin{array}{rcc}
 & 1 & 1 & 1 \\
 \text{Noreste} = & -1 & -2 & 1 \\
 & -1 & -1 & 1
 \end{array}
 \qquad
 \begin{array}{rcc}
 & -1 & -1 & 1 \\
 \text{Sureste} = & -1 & -2 & 1 \\
 & 1 & 1 & 1
 \end{array}$$

#### 4.3.2 DELIMITACIÓN DE CUERPOS DE AGUA

Se aplicó la técnica descrita en Campbell (2002), para delimitar cuerpos de agua con áreas inundadas de acuerdo a la temporada de lluvias. La técnica propone delinear áreas inundadas a través del uso de las regiones espectrales del 0.5- 0.6  $\mu\text{m}$  (ETM2) por las fuertes contribuciones de sedimentos en suspensión y la región del IRC e IRM (ETM5 ó ETM7) por la alta absorbancia que presentan los cuerpos de agua. La técnica compara los BV entre IR y el visible (0.5-0.6  $\mu\text{m}$ ) de dos diferentes fechas.

$$\frac{ETM2(\text{sin inundar}) - ETM 5 \text{ ó } ETM7(\text{inundado ó sin inundar})}{ETM2(\text{sin inundar})}$$

Esta relación se basa en considerar que la respuesta espectral del suelo es similar en la región del visible (ETM2) y en la región del IR (ETM5 ó ETM7) por lo que en el caso de que un determinado píxel corresponda a suelo seco la relación propuesta resulta en cero, mientras que si se trata de una zona inundada el cociente será uno. Por ejemplo si la tierra seca tiene valores cercanos a 35 en ambas bandas, entonces para áreas inundadas la relación es  $(35-0)/35=1$  y para áreas sin inundar  $(35-35)/35=0$ .

El principal problema que se presenta en esta técnica es cuando la alta concentración de sedimentos no permite que haya un contraste entre ambas regiones espectrales tal que se consiga la separación de áreas inundadas de no inundadas.

#### 4.4 EXTRACCIÓN DE INFORMACIÓN TEMÁTICA

Una ventaja del estudio de percepción remota en ciencias de la tierra es que se puede extraer información útil. La clasificación multispectral es uno de métodos de extracción de información más utilizados. Este procedimiento implica que la información será capturada en diferentes regiones del espectro electromagnético y que se ha realizado el preprocesamiento a las imágenes. La clasificación multispectral se realiza a través de una diversidad de algoritmos como: clasificaciones duras utilizando enfoques supervisados o no supervisados, clasificación usando lógica de difusa y enfoques híbridos que involucran el uso de información secundaria.

##### 4.4.1 CLASIFICACIÓN SUPERVISADA

Esta clasificación asume que se han localizado los diferentes tipos de cobertura del área en estudio, uso de suelo y/o clase, a través del trabajo de campo, análisis de imágenes aéreas o satelitales, mapas y/o experiencia personal. Estas áreas sirven como áreas de entrenamiento (también conocido como polígono de entrenamiento) para el algoritmo de clasificación, ya que contienen las características espectrales del material de interés. Para cada sitio de entrenamiento el algoritmo calcula los parámetros estadísticos multivariados (media, desviación estándar, matriz de covarianza, matriz de correlación, etc.). El algoritmo de clasificación evalúa cada píxel que no forma parte de los polígonos de entrenamiento para asignarlo a la clase del que tenga la mayor probabilidad de pertenecer (Jensen, 1996).

##### 4.4.2 MÉTODOS ESPECÍFICOS PARA CLASIFICACIÓN SUPERVISADA

###### 4.4.2.1 CLASIFICACIÓN DE PARALELEPÍPEDO

También es conocido como reglas de decisión de caja, está basado en el rango de valores del polígono de entrenamiento que define regiones en un espacio multidimensional. Los valores espectrales de píxeles no clasificados son proyectados en el espacio, si estos datos caen dentro de las regiones que ocupan los polígonos de entrenamiento, entonces éstos se asignan a la categoría adecuada.

#### 4.4.2.2 CLASIFICACIÓN DE MÍNIMA DISTANCIA

Esta clasificación considera los valores centrales o la media estadística de los datos espectrales de los polígonos de entrenamiento. Si los datos espectrales se dibujan en un espacio multidimensional se distribuirían en agrupaciones con similares características espectrales llamadas clúster. La media o el valor central de estos datos representaría el clúster. Para un píxel no clasificado, el algoritmo calcula la distancia entre éste píxel y el punto central de cada clúster y lo asigna a la clase cuya distancia sea mínima.

#### 4.4.2.3 CLASIFICACIÓN DE MÁXIMA PROBABILIDAD.

En percepción remota es difícil obtener registros espectrales puros debido a la atmósfera, sombras topográficas y efecto de mezcla de materiales en un solo píxel. Por lo tanto la asignación de un píxel que mezcla la reflectancia de dos o más materiales requiere de un análisis de probabilidad. La clasificación de máxima probabilidad considera la media y la variabilidad de los datos, por lo que requiere de una gran cantidad de cálculos que implica un consumo mayor de recursos computacionales. Este algoritmo de clasificación es sensible a la calidad del polígono de entrenamiento. El cálculo de la estimación de probabilidades está basado en la suposición de que los datos de entrenamiento siguen una distribución de frecuencia multivariada, por lo que los polígonos de entrenamiento deben exhibir distribuciones unimodales. Esta regla no decide el uso del clasificador sin embargo es aconsejable.

El algoritmo se basa en el Teorema de Bayes lo que requiere del conocimiento de la probabilidad de ocurrencia de las diferentes clases, coberturas o usos de suelo que ocurren en el área de estudio.

Se realizó una clasificación supervisada a partir de las respuestas espectrales teóricas de los diferentes materiales de estudio, con el objetivo de cuantificar las áreas en la superficie del lago de Chapala cubiertas de pigmentos de clorofila, obtención de mapas temáticos que permita visualizar las áreas del cuerpo de agua cubiertas por pigmentos de clorofila, sedimentos en suspensión y áreas donde la superficie del cuerpo de agua muestra las propiedades ópticas típicas

de un cuerpo de agua limpio. La obtención de un mapa temático permite obtener las áreas donde existe presencia de pigmentos de clorofila y sedimentos en suspensión.