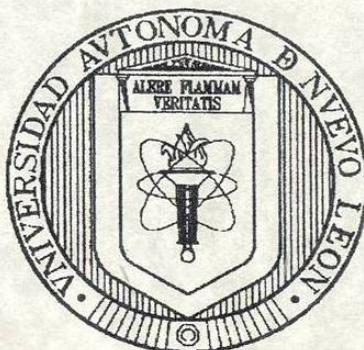


UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

FACULTAD DE CIENCIAS FORESTALES

SUBDIRECCIÓN DE POSTGRADO



**EFICIENCIA DEL PROGRAMA DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES TRIO EN
LA EVALUACIÓN DE RECURSOS NATURALES**

TESIS DE MAESTRÍA

Como requisito parcial para obtener el grado de
MAESTRÍA EN CIENCIAS FORESTALES

Presenta

L.C.F. DANIEL NÚÑEZ LÓPEZ

Linares, Nuevo León.

Junio del 2000.

TM

Z599

FCF

2000

N8

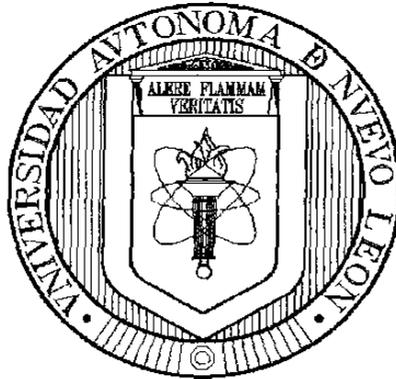


1020136366

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

FACULTAD DE CIENCIAS FORESTALES

SUBDIRECCIÓN DE POSTGRADO



**EFICIENCIA DEL PROGRAMA DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES TRIO EN
LA EVALUACIÓN DE RECURSOS NATURALES**

TESIS DE MAESTRÍA

Como requisito parcial para obtener el grado de
MAESTRÍA EN CIENCIAS FORESTALES

Presenta

L.C.F. DANIEL NÚÑEZ LÓPEZ

Linares, Nuevo León.

Junio del 2000.

0140-75060

TH
Z5991
FCF
2000
N8



FONDO
TESIS

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

FACULTAD DE CIENCIAS FORESTALES

SUBDIRECCIÓN DE POSTGRADO

**EFICIENCIA DEL PROGRAMA DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES TRIO EN
LA EVALUACIÓN DE RECURSOS NATURALES**

TESIS DE MAESTRÍA

para obtener el grado de
MAESTRÍA EN CIENCIAS FORESTALES

Presenta

L.C.F. DANIEL NÚÑEZ LÓPEZ

COMITÉ DE TESIS



MSc. MARISELA PANDO MORENO
Presidente



DR. ENRIQUE JURADO YBARRA
Secretario



DR. OSCAR A. AGUIRRE CALDERON
Vocal

Linares, Nuevo León.

Julio del 2000.

TABLA DE CONTENIDO

ÍNDICE DE FIGURAS	i
ÍNDICE DE CUADROS	ii
RESUMEN	iii
ABSTRACT	v
INTRODUCCIÓN.....	1
CAPÍTULO I	
GENERALIDADES SOBRE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES DIGITALES.	6
CAPÍTULO II	
METODOLOGÍA.....	14
2.1. Descripción de los módulos desarrollados e incluidos en el programa de cómputo TRIO.....	14
2.1.1. Módulo para realce del contraste de imágenes digitales.	18
2.1.2. Módulo para corrección geométrica de imágenes digitales.	20
2.1.2.1. Establecimiento de puntos de control y cálculo de funciones de transformación.....	22
2.1.2.2. Transferencia de los valores de reflectividad de la imagen original a la corregida.....	25
2.1.3. Módulo de clasificación no supervisada.	26

2.1.4. Módulo para la estimación de parámetros estadísticos elementales para definir áreas de entrenamiento.....	29
2.2. Evaluación de la eficiencia en el uso del programa de cómputo TRIO	31
2.2.1. Descripción del área de estudio.....	33
2.2.1.1. Localización del área.....	33
2.2.1.2. Vegetación	35
2.2.2. Clasificación visual de fotografías aéreas.....	36
2.2.3. Obtención de imágenes digitales y procesamientos preliminares	37
2.2.4. Procesamiento de la imagen digital empleando el programa de cómputo TRIO.....	38
2.2.4.1. Corrección geométrica de la imagen digital.....	38
2.2.4.2. Procedimiento de clasificación aplicado a la imagen digital	41
2.2.5. Verificación de campo y determinación de la fiabilidad de las clasificaciones.....	45
CAPÍTULO III	
RESULTADOS Y DISCUSIÓN	50
3.1 Clasificación visual.....	50
3.2 Clasificación digital	56
3.3 Análisis de comparación entre los procedimientos de clasificación visual y digital.	62
3.3.1 Análisis comparativo de la precisión	62
3.3.2 Análisis comparativo en tiempos y costos	64

3.4. Ejemplos de procesamientos de imágenes digitales, empleando los módulos recientemente desarrollados en el programa de cómputo TRIO.....	66
3.4.1. Realce del contraste en imágenes digitales.	66
3.4.2. Descripción estadística de áreas de entrenamiento.	67
3.4.3. Corrección geométrica de imágenes digitales.	69

CAPÍTULO IV

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	71
-------------------------------------	----

LITERATURA CITADA.....	73
------------------------	----

ÍNDICE DE CUADROS

Cuadro 1. Niveles de fiabilidad reportados por variados trabajos de investigación.	13
Cuadro 2. Matrices de confusión deducidas a partir del procedimiento de clasificación visual.	52
Cuadro 3. Matrices de confusión deducidas a partir de la clasificación digital realizada por uno de los intérpretes.	60

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.	Fases del proceso de corrección de imágenes digitales.....	21
Figura 2.	Ubicación del área de estudio.....	34
Figura 3.	Imagen digital obtenida a partir del área útil de una fotografía aérea. ...	37
Figura 4.	<i>Imagen digital referenciada geográficamente empleando el programa de cómputo TRIO.....</i>	<i>40</i>
Figura 5.	Aislamiento del área de estudio mediante máscaras.....	41
Figura 6.	Seccionamiento y clasificación digital del área de estudio.....	45
Figura 7.	Mapa de clases de uso de suelo deducido en el procedimiento de clasificación visual.	51
Figura 8.	Mapa de clases de uso de suelo deducido en el procedimiento de clasificación digital.	59
Figura 9.	Niveles de precisión deducidos a partir de los procedimientos de clasificación digital y visual respectivamente.	63
Figura 10.	Tiempos promedios y costos operativos estimados en los procedimientos de clasificación visual y digital.	65
Figura 11.	Ejemplo en el funcionamiento del módulo para realce del contraste. ...	67
Figura 12.	Ejemplo en el funcionamiento del módulo que permite estimar los parámetros estadísticos descriptivos de áreas de entrenamiento.	68
Figura 13.	Ejemplo en el funcionamiento del módulo de corrección geométrica empleando una escena Landsat MSS.....	70

RESUMEN

El presente trabajo de investigación se desarrolló con la finalidad de determinar el nivel de eficiencia que puede ser alcanzado en la evaluación de recursos naturales, mediante el uso de un programa de procesamiento digital de imágenes de reciente creación, denominado TRIO. Para facilitar los procesos de interpretación, clasificación y verificación de resultados, nuevos módulos de programación, fueron desarrollados e incorporados a dicho programa de cómputo. Los módulos desarrollados fueron: a) Realce del contraste de imágenes digitales; b) Corrección geométrica de imágenes; c) Un criterio de clasificación no supervisada y; d) Estimación de parámetros estadísticos elementales para definir áreas de entrenamiento.

La eficiencia del programa de cómputo fue determinada en función de un análisis comparativo entre los niveles de fiabilidad, tiempo y costos operativos, los cuales fueron deducidos al llevar al cabo procedimientos de clasificación visual (empleando técnicas de fotointerpretación con fotografía aérea) y digital (empleando la imagen de la fotografía aérea en formato digital y el programa de cómputo TRIO) respectivamente.

Ambos procedimientos de clasificación arrojaron iguales niveles de fiabilidad ($t=0.09$), y resultaron concordantes con los reportados en la literatura científica. El tiempo estimado en el procedimiento de clasificación digital, fue inferior ($t=0.01$) al requerido en el procedimiento de clasificación visual, representando éste último, aproximadamente el doble del primero. Por su parte, los costos operativos cotizados para el procedimiento de clasificación visual representaron el doble de los presupuestados para el procedimiento de clasificación digital.

En este estudio, el programa de procesamiento de imágenes digitales TRIO demostró ser una útil herramienta en la evaluación de recursos naturales, con el cual fue posible efectuar clasificaciones con niveles de precisión iguales a los deducidos mediante técnicas de interpretación visual, en menos tiempo y con bajos costos operativos.

INTRODUCCIÓN

En la actualidad la mayoría de los trabajos de investigación que requieren el uso de técnicas de percepción remota, plantean problemas e interrogantes que requieren sus propias soluciones y respuestas, de tal manera que dependiendo de la naturaleza de cada estudio, se hace necesario definir una serie de métodos, procedimientos y medios para la obtención, interpretación y presentación de información.

Desde las últimas tres décadas a la fecha, el procedimiento de interpretación visual de fotografía aérea ha sido utilizado con éxito en la evaluación de recursos y, aún frente a los avances en la tecnología, sigue considerándose como una herramienta imprescindible, de bajo costo, que ofrece niveles de fiabilidad bastante aceptables en la información temática que resulta de su interpretación.

La técnica de fotointerpretación es un procedimiento basado en la agudeza visual y habilidad mental del fotointérprete para analizar e identificar las características de los elementos y objetos presentes en la cubierta terrestre (Aldrich, 1980; Herrera, 1987). Este procedimiento es muy simple de aprender, sin embargo, en la evaluación de recursos es indispensable que el fotointérprete tenga suficiente experiencia.

La estimación de superficies de los tipos de cubierta identificados, requiere del uso de técnicas de planimetría (planímetro polar, malla de

puntos, etc.) lo cual suele ser una actividad lenta en la que se tiene que invertir demasiado tiempo.

Hoy en día, el procesamiento de imágenes digitales con propósitos de evaluación de recursos, ha resultado ser, sin duda, una eficaz alternativa y ampliamente difundida por ofrecer elevados niveles de precisión en los procesos de clasificación. No obstante, el intérprete requiere del uso de equipo de cómputo y así mismo de conocimientos en diversas disciplinas (Estadística, Matemáticas, Informática, etc.), además de una inversión económica inicial en la adquisición de programas de cómputo e imágenes digitales.

A la par con los recientes avances de la informática, han salido a la venta accesorios para equipo de cómputo de bajo costo, con los cuales se hace posible capturar imágenes de fotografías aéreas en formato digital (tales como: cámaras fotográficas digitales, escáner, tarjetas de interfase para video, etc.), y así mismo se han desarrollado programas de cómputo que operan en computadoras personales, de costos accesibles (Richards, 1986) y con aceptables velocidades de procesamiento.

En 1995 Nuñez y Grünberger desarrollaron un programa de cómputo para procesamiento de imágenes digitales, el cual denominaron "Tratamiento de imágenes sobre ordenador" (TRIO). El mencionado programa, fue elaborado con el propósito de generar una metodología en la

que se empleara tecnología de bajo costo y de uso muy común, y que fuera considerada como una herramienta eficaz en la evaluación de recursos.

El programa de cómputo TRIO fue elaborado empleando el lenguaje de programación modular orientada a objetos "Borland Turbo C++ for Windows © versión 3.1". Dicho programa funciona bajo el ambiente del sistema operativo "Windows © versión 3.1" o superior. Las funciones que dicho programa de cómputo contiene, permiten clasificar imágenes digitales de una manera rápida y sencilla, de modo tal que el usuario no requiere de profundos niveles de conocimientos para su interpretación y procesamiento.

El presente trabajo de investigación, surge a partir del interés por determinar, qué nivel de eficiencia puede ser obtenido en la evaluación de recursos naturales, mediante el uso del programa de procesamiento de imágenes digitales TRIO, ya que aún no se ha determinado el nivel de precisión de las clasificaciones que en dicho programa pueden ser desarrolladas.

El hecho de evaluar la eficiencia de éste programa de cómputo, implica el desarrollo de nuevos módulos de programación, los cuales faciliten al usuario, los procesos de clasificación, interpretación y de verificación de resultados y, que así mismo, contribuyan al enriquecimiento de esta nueva versión de TRIO.

Considerando que el nivel de eficiencia se encuentra en función de los parámetros: precisión, tiempo y costos operativos de cada procedimiento de clasificación abordado en este estudio, se plantean las siguientes hipótesis de trabajo:

- 1) La precisión de la clasificación obtenida a partir del procesamiento de imágenes digitales con el programa de cómputo TRIO, **no es significativamente distinta** a la estimada mediante el análisis visual de fotografías aéreas.
- 2) Los costos operativos y el tiempo que se requieren para efectuar un procedimiento de clasificación digital mediante el uso del programa de cómputo TRIO, **son significativamente inferiores** a los requeridos en la clasificación y estimación de superficies por métodos tradicionales de fotointerpretación y planimetría."

OBJETIVOS PRINCIPALES:

- 1) Incorporar al programa de cómputo TRIO nuevos módulos de programación:
 - a) Realce del contraste de imágenes digitales.
 - b) Corrección geométrica de imágenes.
 - c) Un criterio de clasificación no supervisada.
 - d) Estimación de parámetros estadísticos descriptivos para definición de áreas de entrenamiento.

2) Evaluar la eficiencia del programa de cómputo "*Tratamiento de Imágenes sobre Ordenador*" (TRIO), en la clasificación e interpretación de imágenes digitales, obtenidas a partir de fotografías aéreas.

Este documento se encuentra escrito en cuatro capítulos. En el primero de éstos, se describen algunas de las principales características de las imágenes digitales, así como los tipos de procesamientos que comúnmente se realizan para su interpretación. En el segundo capítulo, se describen los algoritmos utilizados para el desarrollo de los nuevos módulos de programación que fueron incluidos en el programa de cómputo TRIO; así mismo en esta parte, también se aborda la metodología empleada para la evaluación de la eficiencia de dicho programa de cómputo. En el tercer capítulo, se dan a conocer los niveles de fiabilidad, tiempos y costos operativos estimados al desarrollar los procedimientos de clasificación visual (empleando técnicas de fotointerpretación) y digital (utilizando el programa de cómputo TRIO) respectivamente; de misma manera, en este capítulo, se efectúa un análisis de comparación entre los resultados obtenidos en ambos procedimientos de clasificación y, finalmente al término de este capítulo, se muestran algunos procesamientos de imágenes digitales habiendo utilizado los módulos de programación desarrollados en este trabajo de investigación. En el cuarto y último capítulo, se presenta de manera concluyente las similitudes y diferencias encontradas entre los niveles de fiabilidad, tiempos y costos operativos deducidos en los procedimientos de clasificación visual y digital respectivamente; del mismo modo se señalan los casos en los que se sugiere el uso de uno u otro procedimiento.

CAPÍTULO I

GENERALIDADES SOBRE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES DIGITALES

Una imagen digital está definida por un conjunto de celdas (píxeles) distribuidas como una matriz de datos de tres dimensiones, de las cuales las dos primeras corresponden a las coordenadas en línea y columna de cada celda o píxel y, la tercera, a la resolución espectral captada por el sensor. Cada celda registra un valor comprendido entre 0 y 255, al cual se le denomina Nivel de reflectividad o de energía reflejada (Chuvienco, 1990), Brightness value (Jensen, 1986) o Gray level (Harrison y Jupp, 1990). Durante el desarrollo del presente trabajo, al referirse a este valor numérico, se adoptó el término de nivel de reflectividad o de energía reflejada.

La energía reflejada es obtenida por medio de sensores instalados en plataformas aéreas o espaciales, los cuales registran la intensidad luminosa proveniente desde la cubierta terrestre, en código binario (0 ó 1), empleando grupos de 8 bits. De esta manera, cada píxel de la imagen representa un valor numérico el cual queda comprendido en el rango de 0 a 255, siendo éste justamente el rango admitido por los equipos de cómputo para procesamiento digital (Chuvienco, 1990).

Debido al carácter matricial de las imágenes digitales, se hace posible efectuar cálculos estadísticos (medidas de tendencia central y de dispersión), cambiar la orientación geométrica (rotación de la matriz), realzar su contraste, realizar combinaciones aritméticas entre bandas (índices),

sintetizar varias bandas reduciendo la información redundante (componentes principales) y discriminar grupos de intensidad luminosa homogénea (clasificación). Tales procesamientos son desarrollados mediante el uso de sistemas de cómputo y programas especialmente diseñados para el procesamiento de imágenes digitales. Entre los programas de cómputo comercialmente más conocidos en México destacan los siguientes: ERDAS®, ILWIS® e IDRISI®.

Normalmente, cuando se adquiere una imagen digital y en ésta se intentan localizar algunos puntos de referencia, auxiliándose con cartografía de escala similar, se observa claramente que la orientación que la imagen presenta, no coincide con la de la cartografía; esto se debe a que la imagen recién adquirida no presenta una orientación geográfica. Para hacer coincidir los puntos de referencia identificados en ambas partes, es necesario que la imagen sufra una modificación en su geometría original; esto se logra mediante un proceso de corrección geométrica.

El proceso de corrección geométrica de imágenes digitales, tiene la finalidad de lograr un ajuste, lo mas preciso posible, entre el mapa de referencia e imagen corregida. Para lograr tal ajuste, deben considerarse los siguientes factores en la selección de los puntos de control: a) Número; b) Localización y; c) Distribución de los puntos (Chuvienco, 1990). Respecto al primer factor, el autor antes citado menciona que el número de puntos de control a establecer, se encuentra en función del tamaño y la complejidad geométrica de la imagen; no obstante sugiere que para una imagen de 512

por 512 píxeles con 10 ó 12 puntos de control es normalmente suficiente; en lo que respecta a la localización de los puntos de control, destaca que preferentemente deben seleccionarse puntos que sean claramente identificables tanto en la imagen como en el mapa de referencia, así mismo recomienda que sean rasgos humanos que no se encuentren sujetos a cambios temporales: cruces entre vías de comunicación o de ríos. Por último, en cuanto a la distribución de los puntos de control, menciona que para evitar errores debidos a una ponderación excesiva de un solo sector de la imagen, los puntos de control deberán estar uniformemente distribuidos sobre todo el territorio abarcado de la imagen.

La fase culminante en el procesamiento de imágenes digitales se presenta en la clasificación (Johnson y Rhode, 1980). La finalidad que se persigue en el proceso de clasificación de imágenes, radica en discriminar grupos de niveles de reflectividad presentes en la misma, de acuerdo a cierto grado de similitud o cercanía. De esta manera, los grupos definidos pueden ser interpretados asociándolos a los elementos que se consideren representativos en la superficie del terreno.

En percepción remota existen dos tipos de procedimientos de clasificación, uno es el denominado "*Clasificación supervisada*" y el otro "*Clasificación no supervisada*" (Chuvienco, 1990; Jensen, 1986; Harrison y Jupp, 1990). El primer procedimiento es uno de los más usados en la interpretación de imágenes digitales, parte de un reconocimiento preliminar del área de estudio. Este procedimiento, le permite al intérprete establecer

en la imagen una serie de sitios de prueba representativos de las clases temáticas observadas en el terreno, con el objeto de determinar la firma espectral que le corresponde a cada una de las clases.

El segundo procedimiento, se basa en una búsqueda automatizada de grupos de valores de reflectividad similares o muy cercanos. Este procedimiento no requiere de trabajo previo de campo, por lo que el analista debe deducir qué clases temáticas corresponden a cada clase espectral generada, ya sea con base en su conocimiento del área o bien, auxiliándose de la información existente en la literatura.

En este sentido, existen diversos criterios de clasificación digital, de los cuales los que más destacan son los siguientes: máxima verosimilitud, método del paralelepípedo y distancia mínima.

Una gran cantidad de estudios se han desarrollado aplicando estos procedimientos de clasificación digital con muy variados propósitos, y así mismo, se han utilizado diversos programas de cómputo. En muchos de estos estudios se han llevado al cabo verificaciones de las clasificaciones, reportándose variados niveles de fiabilidad.

Por ejemplo, Haack y Jampoler (1994) realizaron un trabajo de investigación utilizando imágenes Landsat TM para clasificar diversos tipos de cultivos en un área muestra en el Valle Imperial de California. Los autores aplicaron diversos criterios de clasificación a las firmas espectrales (de

mínima distancia y de máxima verosimilitud con información a priori) empleando el programa de cómputo ERDAS "*Earth Resources Data Analysis System*". Los niveles de fiabilidad fueron determinados tomando como referencia la cobertura real de terreno, los cuales en todos los casos superaron el 90% de exactitud. Concluyeron que el criterio de clasificación de distancia mínima produce niveles de fiabilidad más bajos que los alcanzados por el criterio de máxima verosimilitud.

Por otra parte, Kalkhan y Reich (1998) aplicaron un procedimiento de clasificación no supervisada a una escena multiespectral Landsat TM, logrando identificar cinco tipos de coberturas. El programa de cómputo utilizado fue el ERDAS-IMAGINE. La fiabilidad de la clasificación, la determinaron seleccionando aleatoriamente 200 puntos de verificación, auxiliándose de fotografía aérea. La fiabilidad estimada entre la clasificación de la imagen digital y la interpretación visual de fotografía aérea fue del 49%. En una segunda fase, 25 de los puntos de verificación inicialmente establecidos fueron seleccionados mediante un sistema de muestreo estratificado al azar, los cuales posteriormente fueron ubicados en el terreno. Con auxilio de la información de campo se logró corregir algunos errores de los puntos de verificación que fueron clasificados incorrectamente en la primera fase; obteniendo así, un incremento en la fiabilidad de la clasificación, la cual estimaron en un 59%. Concluyen que esta metodología de doble muestreo, es apropiada para determinar la fiabilidad de mapas de clasificación, a través de la minimización de puntos de muestreo que deberán ser establecidos en el terreno. Consideran que la eficiencia del

En otro trabajo de investigación, Palacio y Luna (1994) utilizaron una imagen Landsat TM, para realizar dos clasificaciones multiespectrales: una supervisada (usando un criterio de máxima verosimilitud con 41 sitios de entrenamiento) y una no supervisada. En el primer procedimiento obtuvieron 29 clases y en el segundo 27 clases. En ambos casos, el número de clases finales se redujo hasta seis. En la fase de interpretación visual, composiciones de color entre las bandas 453, 752 y 432 fueron obtenidas para ser interpretadas por personal experimentado. La fiabilidad de cada procedimiento de clasificación fue determinada en función de 560 puntos de verificación distribuidos sistemáticamente en una malla regular en el terreno a cada 1000m. Los resultados de la comparación reflejaron que los mejores niveles de fiabilidad fueron obtenidos en el procedimiento de clasificación supervisada (82.32%), seguidas por la clasificación visual (78.72%) y la no supervisada (73.18%) respectivamente.

Por otra parte Nuñez (1995) utilizó el programa de cómputo de reciente creación TRIO, para clasificar ocho imágenes digitales obtenidas desde una cámara de video. Mapas de clasificación con dos categorías fueron obtenidos, una asociada a suelo desnudo, en la que estimó un promedio de 78.6% píxeles totales agrupados y otra de cobertura vegetal donde estimó un promedio de 21.4% píxeles totales agrupados. Las imágenes utilizadas fueron de 640 por 480 píxeles; sin embargo, las exactitudes de las clasificaciones no fueron determinadas.

diseño del doble muestreo deberá ser evaluada considerando el tiempo y costo de muestreo en cada fase.

Otros trabajos de investigación se han desarrollado con la finalidad de determinar cuál de los procedimientos de clasificación digital y visual respectivamente, ofrece mejores niveles de exactitud.

En este sentido, Mas y Ramírez (1996) realizaron una comparación de clasificación por usos de suelo entre procedimientos de clasificación digital y visual respectivamente. Procesaron digitalmente una imagen Landsat TM en una estación de trabajo, utilizando los programas de cómputo PCI® y Arc Info PC®, aplicaron el criterio de clasificación de máxima verosimilitud, seleccionando las áreas de entrenamiento en función de la información de campo. Para determinar el nivel de fiabilidad de cada clasificación, establecieron un total de 4,370 puntos de verificación. Por otra parte, una serie de imágenes compuestas fueron clasificadas visualmente. Estimaron una fiabilidad media de 67% para la clasificación digital y una fiabilidad de 83% para la clasificación visual de las imágenes compuestas. Concluyen que el procedimiento de clasificación visual ofrece una mayor fiabilidad la cual es explicada por la capacidad que tiene este método de integrar información referente a las características de los objetos, tales como: textura, tamaño y patrones de asociación, así como el conocimiento y experiencia del fotointérprete.

Cuadro 1. Fiabilidad reportada para varios tipos de clasificación en los cuales se emplearon diferentes programas de procesamiento de imágenes.

Autor	Tipo de imagen	Tipo de clasificación	Programas utilizados	Fiabilidad (%)
Joshi y Shaha (1993)	Landsat TM	Visual	ILWIS	74.00
	Landsat MSS	Visual	ILWIS	90.00
Haack y Jampoler (1994)	Landsat TM	*Digital (supervisado)	ERDAS	90.00
Kalkhan y Reich (1998)	Landsat TM	*Digital (no supervisado)	ERDAS	59.00
Mas y Ramirez (1996)	Landsat TM	*Digital (no supervisado)	PCI y Arc Info	67.00
		Visual	PCI y Arc Info	83.00
Palacio y Luna (1994)	Landsat TM	*Digital (supervisado)	ILWIS	82.32
		*Digital (no supervisada)	ILWIS	73.18
		Visual	ILWIS	78.72

CAPÍTULO II

METODOLOGÍA

Debido a la particularidad del presente estudio, la metodología que enseguida se presenta, se aborda en dos partes. En la primera de éstas se describen algunas de las características generales del lenguaje de programación empleado para el desarrollo del programa de cómputo TRIO; así mismo, se hace una descripción tanto de los algoritmos desarrollados para la elaboración de cada módulo de programación, como de los propósitos que cumplen durante el desarrollo del presente trabajo de investigación.

En la segunda parte, se abordan los procedimientos empleados para determinar la eficiencia del uso del programa de cómputo TRIO en la evaluación de recursos naturales; los cuales se enlistan enseguida: a) Clasificación visual de fotografías aéreas y cuantificación de superficies; b) Captura y procesamientos preliminares de imágenes digitales; c) Procesamiento y clasificación de imágenes digitales empleando el programa de cómputo TRIO; y d) Verificación de clasificaciones en campo.

2.1 DESCRIPCIÓN DE LOS MÓDULOS DESARROLLADOS E INCLUIDOS EN EL PROGRAMA DE CÓMPUTO TRIO.

Antes de proceder con la descripción de los módulos de programación que en este estudio fueron desarrollaron e incluidos en el programa de cómputo TRIO, es necesario primeramente conocer las características

generales del lenguaje de programación empleado, así como las características del programa de cómputo desarrollado.

Como ya se mencionó con anterioridad el programa de cómputo TRIO fue elaborado bajo el lenguaje de programación de la empresa comercial Borland Turbo C++ for Windows Versión 3.1©, el cual es considerado como uno de los más potentes lenguajes de programación que existen en el mercado; algunas de las características de mayor relevancia de este lenguaje de programación se enlistan a continuación:

- ✓ Turbo C++ for Windows, es un lenguaje de programación especialmente diseñado para desarrollar programas orientados al ambiente del sistema operativo de Windows. De acuerdo con Porter (1994), Windows es un sistema multitareas orientado a gráficos que proporciona una interfase gráfica al usuario; esto le permite familiarizarse rápidamente e interactuar amigablemente con el sistema.
- ✓ Permite diseñar programas estructurados de forma modular; tal cualidad ofrece la ventaja de poder modificar la estructura original de los programas desarrollados o bien añadirles en un futuro nuevas opciones que tengan el propósito de satisfacer las necesidades del usuario (Schildt, 1993).
- ✓ Mediante el uso de instrucciones muy específicas de lectura y escritura de archivos, en este lenguaje es posible utilizar la totalidad de la memoria RAM del ordenador; esta ventaja permite codificar algoritmos que le brindan mayor rapidez a cualquier programa de cómputo (Kuglinski,1994).

En lo que se refiere al programa de cómputo Tratamiento de Imágenes sobre Ordenador (TRIO), puede mencionarse que fue diseñado con la finalidad de servir como una herramienta en la evaluación de recursos naturales; permite el procesamiento de imágenes digitales de una manera rápida y sencilla, de modo tal que el usuario no requiere profundos niveles de conocimientos en la interpretación y procesamiento de este tipo de imágenes; funciona bajo el ambiente gráfico del sistema operativo de Windows 3.1© y es compatible con las versiones de Windows NT©, 95© y 98© respectivamente. El programa de cómputo TRIO, está conformado por una ventana con todas las características de cualquier aplicación que funciona bajo este sistema operativo; presenta opciones de menú, las cuales son de fácil acceso con ayuda del ratón electrónico.

Las opciones desarrolladas hasta antes de este trabajo de investigación permiten efectuar las funciones más básicas en el procesamiento de imágenes digitales, tales como:

- ✓ Opciones para importar imágenes en los formatos bitmap y tiff.
- ✓ Visualización de imágenes (en escala de grises o 256 colores) de un tamaño que se encuentra en función de la disponibilidad de la memoria RAM del procesador; por ejemplo: si se dispone de un ordenador con una capacidad de memoria RAM de 16 Mb, es posible procesar imágenes de 2000 líneas por 2000 columnas.
- ✓ Clasificación de imágenes, basado en un criterio de diferenciación de colores.

- ✓ Cambios de escalas para lograr acercamientos en el interior de las imágenes.
- ✓ Construye histogramas de frecuencias.
- ✓ Despliega la información referente a los procesos de clasificación que hayan sido realizados con anterioridad.

Considerando los objetivos inicialmente planteados en este trabajo de investigación, se procedió a rediseñar la estructura original del programa de cómputo TRIO para incorporar a éste nuevos módulos de programación, los cuales cumplen propósitos muy específicos durante el desarrollo del presente estudio.

Entre los módulos desarrollados destacan los siguientes: a) Realce del contraste de imágenes digitales; b) Corrección geométrica de imágenes; c) Un criterio de clasificación no supervisada y; d) Estimación de parámetros estadísticos elementales para definir áreas de entrenamiento. Estos módulos de programación se desarrollaron codificando en el lenguaje de programación antes citado, algunos de los algoritmos descritos por Chuvieco (1990), Jensen (1986) y Harrison y Jupp (1990).

En los siguientes apartados se describen los fundamentos matemáticos que explican la forma en la que opera cada módulo desarrollado, así como el propósito que cumplen dentro del programa de cómputo TRIO. Por otra parte, en el Anexo 6 localizado al final de este documento se presenta el

código fuente desarrollado para la elaboración de cada módulo incluido en el programa de cómputo TRIO.

2.1.1 Módulo para realce del contraste de imágenes digitales.

El realce del contraste en las imágenes digitales, tiene la finalidad de mejorar la calidad visual de las mismas, de una manera tal, que se logren visualizar con la máxima claridad posible los rasgos más característicos presentes en las propias imágenes. Se dice que una imagen tiene un pobre contraste cuando no existe una gran diferencia entre sus tonos más claros y más oscuros; de esta misma forma el contraste de una imagen digital se encuentra definido por la relación existente entre el máximo y el mínimo nivel de reflectividad que ésta presenta (Chuvieco, 1990).

La mayoría de los sensores instalados en los satélites captan la energía luminosa reflejada de la superficie terrestre y la codifican en un rango de 256 niveles, el cual es, según Chuvieco (1990), equivalente al rango que soportan los equipos de cómputo.

Ante tal situación sería lógico entonces pensar que no se requiere ninguna clase de ajuste entre la sensibilidad radiométrica captada por el sensor y la admitida por el equipo de visualización. Sin embargo, es necesario tomar en consideración que el rango máximo de los niveles de energía reflejada captados por el sensor, se aplica a la gran variedad de paisajes existentes en la superficie terrestre, desde los de muy alta reflectividad, como es el caso de los desiertos o superficies cubiertas de

nieve, hasta los de más baja reflectividad, como las superficies marinas. No obstante, resulta poco probable que en una misma escena se presenten toda la variedad de paisajes existentes; por tal motivo, el rango final de los niveles de reflectividad almacenados en este tipo de imágenes no corresponde con el rango de los 256 niveles de visualización disponibles en el monitor, ocasionando que las imágenes presenten un pobre contraste.

El realce de contraste de imágenes se realiza mediante un procedimiento denominado: Expansión lineal de contraste (Chuvieco, 1990), Linear contrast enhancement (Jensen, 1986) o Linear stretching (Harrison y Jupp, 1990). En dicho procedimiento, teóricamente se realiza una expansión del rango de los niveles de reflectividad de la imagen poco contrastada, hasta el rango de los 256 niveles de visualización admisibles por el equipo utilizado. Tal ajuste se realiza empleando el modelo de expansión lineal empleada por Jensen (1988) y Chuvieco (1990), la cual se encuentra representada por la ecuación I.

$$NV_i = \frac{ND_i - ND_{min}}{ND_{max} - ND_{min}} \times 256 \quad \text{Ecuación I}$$

De donde NV_i representa el valor de reflectividad ajustado al rango de los 256 niveles admitidos por el equipo de visualización; ND_i , ND_{max} y ND_{min} representan el nivel de reflectividad de cada pixel de la imagen con poco contraste, así como los valores mínimos y máximos de reflectividad respectivamente y por último 256 que representa el número de niveles de visualización admitido por el monitor.

El módulo desarrollado para realce de contraste de imágenes en el programa de cómputo TRIO, se diseñó de modo tal que al intentar abrir una imagen, el usuario tiene la posibilidad de decidir si desea o no efectuar tal ajuste; si el usuario decide responder afirmativamente, el programa operaría de la siguiente forma:

- ✓ Se procede a la lectura de los valores numéricos que representan los niveles de reflectividad de la imagen.
- ✓ Se obtienen los valores máximos y mínimos de reflectividad de la imagen.
- ✓ Con el modelo representado por la ecuación I, se efectúa el ajuste de los valores numéricos leídos con anterioridad.
- ✓ Los valores ajustados se almacenan en memoria y son enviados al dispositivo de visualización.

2.1.2 Módulo para corrección geométrica de imágenes digitales.

Debido a las características matriciales que presentan las imágenes digitales, se hace posible efectuar algunos cálculos estadísticos que permiten modificar la geometría original de las propias imágenes. El proceso de corrección geométrica de imágenes digitales, se basa en el cambio de posiciones que ocupan los píxeles de la misma, sin modificar en lo absoluto sus valores de reflectividad.

El método de corrección geométrica, desarrollado en este módulo de programación, corresponde a un método de corrección polinomial, el cual permite corregir distorsiones de la imagen en función de una densa serie de

puntos de control; mientras mayor sea éste número de puntos de control, mayor será la precisión de la corrección (Novak 1992).

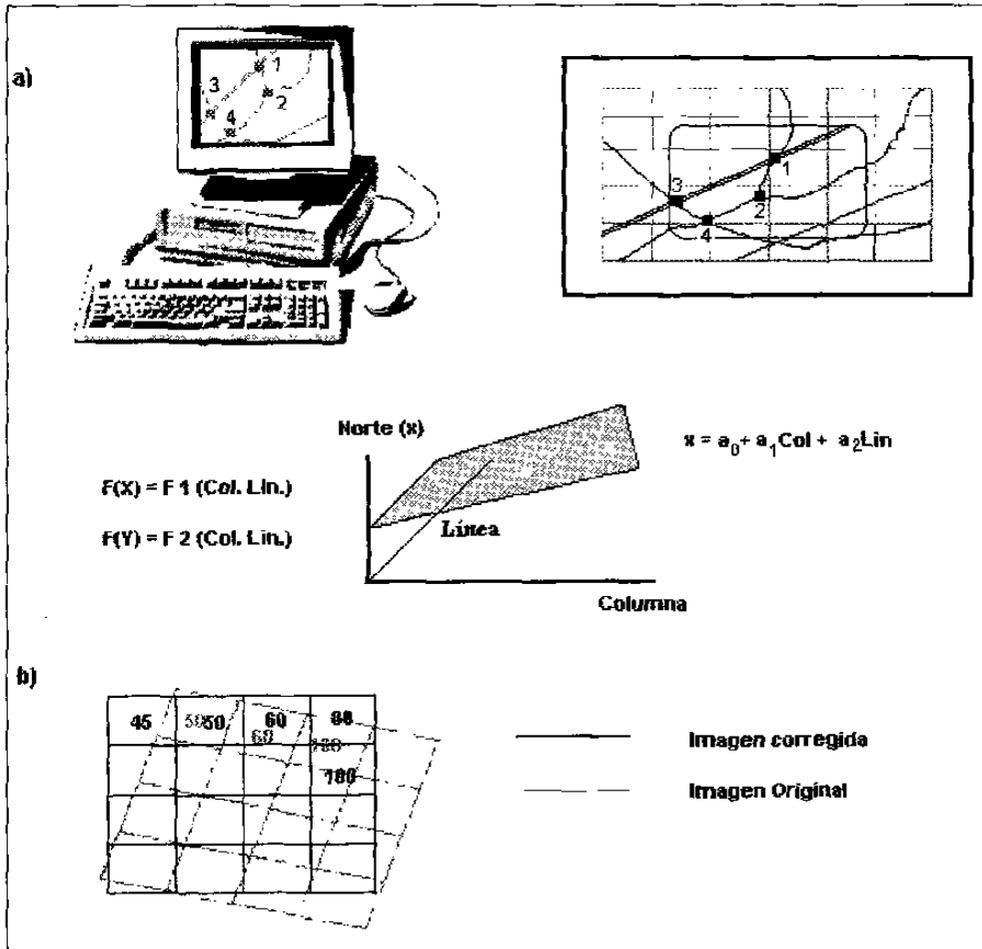


Figura 1. Fases del proceso de corrección de imágenes digitales; a) fase de establecimiento de puntos de control y cálculo de funciones de transformación; b) fase de transferencia de los valores de reflectividad desde la imagen original hasta la imagen corregida. Nótese como cada celda o pixel de la imagen corregida, toma el valor de reflectividad del vecino más próximo ubicado en la imagen original. (Fuente: Chuvieco, 1990).

El método de corrección de imágenes digitales se aborda a continuación en dos fases (Figura 1). En la primera de éstas, se describe el procedimiento para el establecimiento de puntos de control y el cálculo de

las funciones de transformación que ponen en relación coordenadas geográficas con coordenadas de imagen (línea y columna); en la segunda fase, se describe el método empleado para la transferencia del nivel de reflectividad que le corresponde a cada pixel una vez ubicado en la imagen corregida.

2.1.2.1 Establecimiento de puntos de control y cálculo de funciones de transformación.

Como ya se mencionó con anterioridad, la corrección digital de la geometría de una imagen se basa en el cambio de la posición que ocupa cada pixel, sin modificar en lo absoluto su valor de reflectividad; este cambio de posición se fundamenta a su vez en el establecimiento de funciones matemáticas (regresión lineal múltiple) que ponen en relación coordenadas de imagen (línea y columna) con coordenadas geográficas (en proyección UTM); de esta manera, la definición de las funciones matemáticas representados por ecuaciones II y III, se obtienen en función del establecimiento previo de una serie de puntos de control (Novak 1992 y Chuvieco 1990).

$$\hat{c}_i = a_0 + a_1 X_i + a_2 Y_i \quad \text{Ecuación II}$$

$$\hat{l}_i = b_0 + b_1 X_i + b_2 Y_i \quad \text{Ecuación III}$$

Como se puede observar las ecuaciones II y III son modelos de regresión lineal múltiple, de donde las variables dependientes \hat{l}_i y \hat{c}_i representan las posiciones en línea y columna que ocupará cada pixel en la

imagen corregida; X_i e Y_i son las variables independientes de las regresiones y representan las coordenadas geográficas (en proyección UTM) asignadas a una serie de puntos de control; por último los coeficientes de las regresiones se encuentran representados por a_0, a_1, a_2 , y b_0, b_1, b_2 , respectivamente.

Los coeficientes de los modelos de regresión son estimados a partir de la información registrada en el establecimiento previo de una serie de puntos de control. Cada punto de control registra la posición en línea y columna que le corresponde en la imagen original y la coordenada geográfica que le es asignada auxiliándose de cartografía. El método desarrollado en este módulo para estimar los coeficientes correspondientes a cada regresión, es el de cuadrados mínimos, descrito por Cochran y Snedecor (1982).

La calidad de la corrección geométrica se evalúa en función del grado de ajuste que ofrecen los modelos de regresión, y este grado de ajuste se determina en función de los residuales, comparando para cada punto de control las coordenadas estimadas con las coordenadas reales. El indicador utilizado para este propósito es el error medio cuadrático RMS de cada punto de control; de tal modo que si el promedio del error medio cuadrático (representado en la ecuación IV) es superior a un umbral previamente definido por el usuario, entonces se elimina el punto de control que tenga el RMS más alto (se asume que no fue asignado correctamente); e inmediatamente después, se vuelven a estimar los coeficientes de las regresiones (excluyendo el registro eliminado); este proceso se realiza de

manera repetida hasta que el promedio del *RMS* estimado sea inferior al umbral previamente definido por el usuario.

El umbral que el usuario debe definir para evaluar la calidad de la corrección geométrica, está en función del nivel de error mínimo (en metros) que, de acuerdo a sus objetivos de trabajo, considere como suficiente. El error promedio del error medio cuadrático se estima empleando la ecuación IV propuesta por Chuvieco (1990).

$$RMS = \frac{\sum \sqrt{(\hat{c}_i - c_i)^2 + (\hat{l}_i - l_i)^2}}{n - 1} \quad \text{Ecuación IV}$$

En donde *RMS*, es el error medio cuadrático que determina el grado de ajuste de las regresiones; l_i y c_i representan la posición real en línea y columna de cada punto de control; \hat{l}_i y \hat{c}_i representan la posición estimada en columna y línea para cada punto de control; y finalmente n indica el número de puntos de control asignados.

Una vez que los modelos de regresión hayan ofrecido el nivel de ajuste deseado, se continúa con la siguiente fase que consiste en transferir los niveles de reflectividad de cada pixel desde la imagen original hasta la nueva posición que ocuparán en la imagen corregida.

2.1.2.2 Transferencia de los valores de reflectividad de la imagen original a la corregida.

La creación de la imagen corregida se lleva al cabo construyendo una matriz vacía, en la cual, se reservan espacios que serán ocupados por los valores de reflectividad que deberán ser transferidos desde la imagen original. Para lograr esto, es necesario que el usuario defina las coordenadas geográficas que se le asignarán a los vértices superior izquierdo e inferior derecho (mismos que definen el área que ocupará la imagen corregida) y el tamaño que se le asignará al pixel en la imagen corregida. Con la anterior información, la matriz se construye empleando las ecuaciones V y VI (Jensen 1988 y Chuvieco 1990).

$$X_i = X_{VSI} + (c_i \bullet r) \quad \text{Ecuación V}$$

$$Y_i = Y_{VSI} + (l_i \bullet r) \quad \text{Ecuación VI}$$

De donde X_i y Y_i , representan las coordenadas geográficas en unidades UTM de cada espacio reservado en la imagen corregida; X_{VSI} y Y_{VSI} , son las coordenadas geográficas que el usuario debe asignarle al vértice superior izquierdo de la imagen corregida; c_i y l_i , son las coordenadas en línea y columna de cada espacio reservado en la nueva imagen y; n , representa el tamaño (en metros) que se le asigna al pixel de la imagen corregida.

Construida la matriz, se determina para cada celda reservada, la ubicación del pixel que le corresponde en la imagen original; una vez realizado lo anterior, el valor de reflectividad de dicho pixel es transferido

hasta la imagen corregida. Para lograr esto, se utilizan las ecuaciones V y VI con las cuales se obtienen las coordenadas en unidades UTM de cada espacio reservado en la matriz; con esta información y empleando los modelos de regresión representados por las ecuaciones II y III, se determina la posición en línea y columna que ocupa el correspondiente pixel en la imagen original; cabe señalar, que la alteración en la geometría de la imagen original ocasiona que cada pixel de la imagen corregida se ubique entre varios pixeles de la imagen original, por lo que en este módulo de programación desarrollado para corrección de imágenes, se optó por transferir el pixel de ubicación más próxima al de la imagen original.

Otros métodos de transferencia de los niveles de reflectividad a la imagen corregida son reportados por Novak, (1992), Jensen (1988), y Chuvieco (1990), los cuales promedian desde los cuatro hasta los dieciséis niveles de reflectividad de ubicación más próxima al estimado. Estos métodos a pesar de presentar un mejor efecto visual en la imagen corregida, resultan ser muy lentos por requerir un aumento considerable en los cálculos; no obstante, para la determinación de la fiabilidad de las clasificaciones que son efectuadas en este trabajo de investigación el método antes descrito resultó ser bastante apropiado.

2.1.3 Módulo de clasificación no supervisada.

La mayoría de los procedimientos de clasificación no supervisados, se dirigen a definir de manera automática grupos o clases espectrales de acuerdo a cierto grado de cercanía entre los valores de reflectividad

existentes en una imagen. Estos grupos o clases espectrales posteriormente son asociados a algún tipo de cubierta de la superficie terrestre; lo anterior se realiza sin tener necesariamente conocimiento del área de estudio, por lo cual la interpretación de las clases temáticas deducidas, resulta ser la parte en la que el intérprete deberá concentrar su atención (Kalkhan y Reich 1998).

El algoritmo que enseguida se describe, se puede considerar como una de las formas más simples de clasificar una imagen digital, pues genera de manera automática un número deseado de grupos espectrales con rangos consecutivos, los cuales posteriormente son interpretados asociándolos a los diversos tipos de cubiertas de la superficie terrestre.

Este procedimiento de clasificación, le brinda al usuario la completa libertad de utilizar sus propios criterios visuales, para lograr clasificar digitalmente una imagen.

El procedimiento parte de un previo análisis visual de la imagen a clasificar, a partir del cual, se define el número de clases que se desean discriminar; una vez definido el número de clases, el programa opera de la siguiente forma:

- ✓ Se estima el rango de todas las clases, dividiendo el máximo rango de valores de reflectividad (256), entre el número de clases deseadas o deducidas a partir del previo análisis visual de la imagen.

- ✓ Los límites de clases se construyen partiendo del valor máximo de reflectividad de un pixel (255), el cual es considerado como el límite superior de la primer clase; el límite inferior correspondiente se obtiene a partir de la diferencia del límite superior y el rango de clase estimado; de esta manera, el límite superior de la siguiente clase se iguala al valor estimado para el límite inferior de la clase anterior; así, el límite inferior de esta clase se deduce de la diferencia del límite superior y el rango; este proceso se repite hasta definir los límites de todas las clases.
- ✓ Se examinan los niveles de reflectividad de cada pixel de la imagen para determinar en que clase deberán quedar incluidos; simultáneamente un conteo de los pixeles que se incluyen por clase es realizado;
- ✓ Al momento de ser clasificada la imagen, se construye una paleta de colores con la finalidad de asignar colores a las clases obtenidas. Regularmente, una serie de colores cálidos son asociados a las clases de mayor reflectividad y colores fríos a las clases de menor reflectividad; finalmente, una imagen en formato bitmap es obtenida como resultado de la clasificación.

Puede observarse que, bajo este procedimiento, el rango estimado para todas las clases es exactamente el mismo; sin embargo, pudiera pensarse que para efectos de clasificación de imágenes esta situación no es lo más recomendable, ya que existe la posibilidad de que en el interior de los límites de una o más clases, queden incluidos diferentes tipos de coberturas que pueden todavía discriminarse. Ante esta posibilidad, en este módulo se incluyó también una opción que permite modificar el rango de cualquiera de

las clases, cuantas veces se considere necesario; esto lógicamente aumenta el número de clases a interpretar, pero permite disminuir al máximo posibles confusiones entre clases. Por otra parte, aquellas clases que pudieran ser interpretadas como una misma, pueden fusionarse mediante una opción incluida en este módulo; esto facilita enormemente la interpretación del mapa de clasificación deducido.

Es importante destacar que este procedimiento de clasificación es aplicable en imágenes en una sola banda, de donde sus valores de reflectividad deberán de estar ampliamente distribuidos en el rango de 0 a 255; de no ser así, la imagen deberá previamente someterse a un proceso de expansión lineal de contraste. Una forma de determinar si la imagen cumple con tales características es mediante la visualización del histograma de frecuencias correspondiente (opción incluida en el programa de cómputo TRIO).

2.1.4 Módulo para la estimación de parámetros estadísticos elementales para definir áreas de entrenamiento.

Cuando se adopta un esquema de clasificación supervisada, el analista normalmente debe establecer en campo una serie de sitios que sean representativos de las clases de cobertura de interés; así mismo, debe ubicar y seleccionar estos sitios dentro de una imagen, para de este modo, extraer la información estadística que determina la firma espectral de las clases de cobertura definidas previamente al proceso de clasificación. Este proceso se denomina establecimiento de áreas de entrenamiento (Chuvieco,

1990), training site selection (Jensen, 1986) o training data selection (Richards, 1986).

Con las principales medidas de tendencia central (media aritmética, desviación estándar, varianza) y de dispersión (valores máximos y mínimos) obtenidas a partir de áreas de entrenamiento, es posible evaluar si éstas cumplen con las características de homogeneidad para ser consideradas como representantes de las coberturas observadas en el terreno.

Considerando lo anterior, en el programa de cómputo TRIO fue desarrollado un módulo que permite estimar, a partir de los valores de reflectividad de aquellos sitios de interés previamente seleccionados dentro de una imagen, sus correspondientes medidas de tendencia central y de dispersión más habituales tales como: el promedio aritmético, la varianza, desviación estándar, valores mínimos y máximos.

El procedimiento se inicia al seleccionar, con auxilio del ratón electrónico, el sitio de interés dentro de una imagen previamente visualizada en pantalla; una vez realizado esto, el algoritmo desarrollado opera de la siguiente forma:

- ✓ Se lleva al cabo la lectura de la totalidad de los valores de reflectividad que componen la porción de imagen seleccionada (en un máximo de tres bandas);

- ✓ El número de píxeles incluidos en dicha porción es contabilizado, y los valores de reflectividad de cada píxel son analizados para determinar los valores mínimos y máximos para cada banda.
- ✓ Los promedios, varianza y desviación estándar para cada banda son estimados de acuerdo a los métodos estadísticos tradicionales;
- ✓ Finalmente, la información estadística es presentada en pantalla para su posterior interpretación.

2.2 EVALUACIÓN DE LA EFICIENCIA EN EL USO DEL PROGRAMA DE CÓMPUTO TRIO.

Una vez desarrollados y compilados los nuevos módulos de programación en el programa de cómputo TRIO, se procedió a hacer uso del programa rediseñado, con la finalidad de determinar su eficiencia en la evaluación de recursos naturales. Para tal propósito, se llevó al cabo una comparación de los niveles de fiabilidad, tiempo y costos operativos que fueron estimados entre procedimientos de clasificación visual y digital respectivamente, tomando como referencia para la estimación de la fiabilidad, información directa de campo.

Los procedimientos de clasificación visual y digital, fueron realizados por tres intérpretes para cada caso, los cuales no visitaron el área de estudio antes de realizar la clasificaciones. El primer procedimiento de clasificación, fue realizado por personal experimentado en fotointerpretación; mientras que el personal empleado en el segundo procedimiento de clasificación, requirió un previo entrenamiento (menor a una hora) para familiarizarse con el funcionamiento del programa de cómputo TRIO.

En ambos casos, cada intérprete registró el tiempo que requirió para clasificar, interpretar y cuantificar las superficies de las clases temáticas deducidas. Los costos operativos que implican la ejecución de cada procedimiento fueron estimados, tomándo en consideración, el costo del material empleado (fotografías aéreas y papelería) y el sueldo asignado a los intérpretes; el sueldo promedio asignado a los intérpretes fue de \$30.⁰⁰ pesos por hora, el cual fue cotizado de acuerdo al sueldo promedio de la región de Linares, N.-L.

Un análisis comparativo de costos de inversión inicial de cada procedimiento de clasificación fue realizado, con la finalidad de determinar, cual de estos procedimientos permite recuperar sus costos de inversión inicial más rápidamente.

A continuación se describen las características físicas del área de estudio seleccionada para desarrollar el trabajo de campo; así como la metodología utilizada en los procedimientos que enseguida se enlistan:

- ✓ Clasificación visual de fotografías aéreas y cuantificación de las clases identificadas.
- ✓ Captura de la imagen en formato digital y procesamientos previos al procedimiento de clasificación digital.
- ✓ Clasificación digital no supervisada.
- ✓ Verificación de las clasificaciones en campo.

2.2.1 Descripción del área de estudio.

2.2.1.1 Localización del área.

El área de estudio, se encuentra localizada en el área de captación de la microcuenca comprendida en la región hidrológica número 25 (RH25) San Fernando - Soto la Marina, dentro de la cuenca San Fernando y subcuenca del Río Potosí. Geográficamente queda ubicada entre las coordenadas 24° 54' 00" y 24° 56' 54" norte y, 99° 47' 20" y 99° 52' 23" oeste; cubre una superficie aproximada de 2,315 hectáreas; la altitud respecto al nivel del mar asciende de este a oeste desde los 550 a los 2000 metros. La vía de acceso es posible por la carretera Monterrey - Cd. Victoria a la altura del kilómetro 155 y aproximadamente a 20 km al oeste de este punto, tomando camino de terracería (Figura 2).

Geomorfológicamente, el área de estudio se encuentra ubicada en el piedemonte de la Sierra Madre Oriental, el cual esta constituido principalmente por bajadas de origen aluvial, con asociaciones de valle intermontano y lomeríos. Respecto a las características topográficas Villegas (1972), citado por Hernández (1997), destaca que son muy variadas, por ejemplo: en la parte de mayor altitud, se presenta una topografía compleja con fuertes pendientes que varían desde el 40 al 60%, clasificándolas como del tipo "terrenos escarpados"; mientras que en la planicie se presentan pendientes suaves que varían desde el 5 al 10%, quedando clasificadas como del tipo "ondulados o suavemente ondulados" y "quebrados o suavemente quebrados."

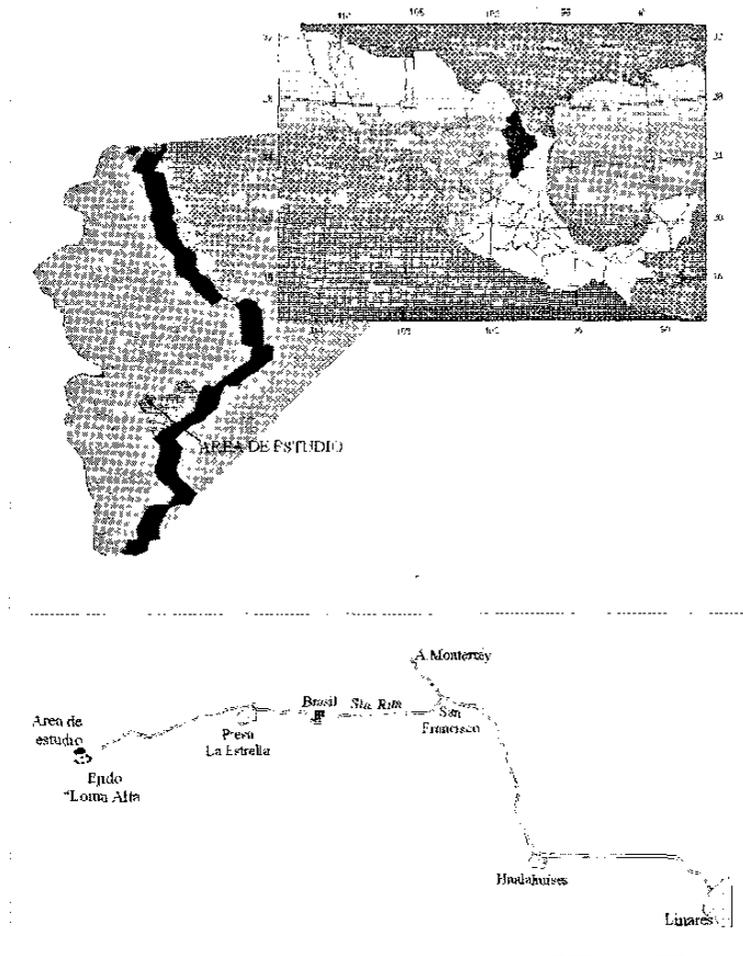


Figura 2. Ubicación del área de estudio.

La razón por la que fue seleccionada esta microcuenca como área de estudio se debe a las diversas formas de uso de suelo que se presentan; tales como: áreas habitadas, áreas destinadas a la agricultura, áreas de abundante, escasa y nula vegetación, así como cuerpos de agua; lo que da la posibilidad de evaluar la fiabilidad, en la discriminación de todas éstas.

2.2.1.2 Vegetación.

Los tipos de vegetación que se presentan en la microcuenca son muy variados, dependiendo del rango altitudinal de la misma. Por ejemplo, en la planicie es común observar vegetación característica del matorral espinoso tamaulipeco; entre las especies arbustivas que se encuentran presentes dentro de este tipo de vegetación destacan las siguientes: barreta (*Helietta parvifolia*), zapotillo (*Diospyros palmeri*), anacahuita (*Cordia boissieri*), chapote amarillo (*Sargetia greggi*); en lo que se refiere a especies espinosas es común encontrar: chaparro amargoso (*Castela texana*), granjeno (*Celtis pallida*), chaparro prieto (*Acacia rigidula*), huajillo (*Acacia berlandieri*), tenaza (*Havardia pallens*), ebano (*Ebenopsis ebano*).

En esta parte de la microcuenca, se observan áreas agrícolas y extensas superficies prácticamente desprovistas de vegetación (con coberturas de vegetación del 3 al 8 %), además de una marcada reducción de la diversidad florística del matorral; lo anterior es debido a la pérdida de la capacidad productiva del suelo ocasionada principalmente por el intenso sobrepastoreo del ganado y el abandono de las superficies agrícolas (Hernández, 1997).

Al piedemonte del sistema hidrológico, es común encontrar asociaciones entre especies de matorral espinoso tamaulipeco y especies arbóreas, compuestas estas últimas principalmente por los géneros *Quercus* (*Quercus polymorpha*, *Quercus fusiformis*, *Quercus oleoides*, *Quercus laceyi* y *Quercus cambi*) y *Juglans*; mientras que en la parte de mayor altitud, se presentan grandes extensiones cubiertas principalmente por especies

arbóreas de los géneros *Quercus* (*Quercus polymorpha*, *Quercus fusiformis*, *Quercus laceyi* y *Quercus affinis* y *Quercus cupreata*) y *Pinus* (*Pinus montezumae*, *Pinus arizonica*, *Pinus teocote*, *Pinus pseudostrobus* y *Pinus ayacahuite*). Aunque en muy baja proporción, es común encontrar también la presencia de algunas especies de los géneros *Abies* (*Abies religiosa*), *Arbutus* (*Arbutus arizonica*) y *Pseudotsuga*.

2.2.2 Clasificación visual de fotografías aéreas.

Fotografías aéreas en blanco y negro, escala 1:75,000 con fecha de enero de 1996 y correspondientes al área de estudio (foto No 14, 15 y 16, línea de vuelo No 158, región G14-11), fueron adquiridas para llevar al cabo este procedimiento de clasificación.

Este procedimiento fue realizado auxiliándose del material fotográfico y del equipo de fotointerpretación necesario (estereoscópio) para observar claramente el relieve del área de estudio. Empleando los criterios visuales de fotointerpretación (tales como: tono, textura, formas, pendientes y orientación), se delimitaron tanto el parteaguas del área de estudio, como las clases de uso de suelo observadas en el interior de la microcuenca. Por otra parte, con auxilio de un instrumento de planimetría (planímetro digital), se calcularon las superficies de cada clase temática identificada; cabe señalar que los intérpretes realizaron de tres a cinco repeticiones en la medición de los polígonos de cada clase temática. Durante el desarrollo de este procedimiento fue registrado por cada interprete participante, el tiempo efectivo de trabajo.

2.2.3 Obtención de imágenes digitales y procesamientos preliminares.

Con auxilio de un escáner, una imagen digital en escala de grises fue capturada a partir del área útil de la fotografía aérea, misma que cubre la totalidad del área de estudio. El formato gráfico empleado para la captura de dicha imagen fue el de bitmap de 24 bits por pixel, las dimensiones de la imagen adquirida fueron de 1916 por 1526 pixeles, ocupando un espacio total de 2.9 Megabytes (Figura 3).

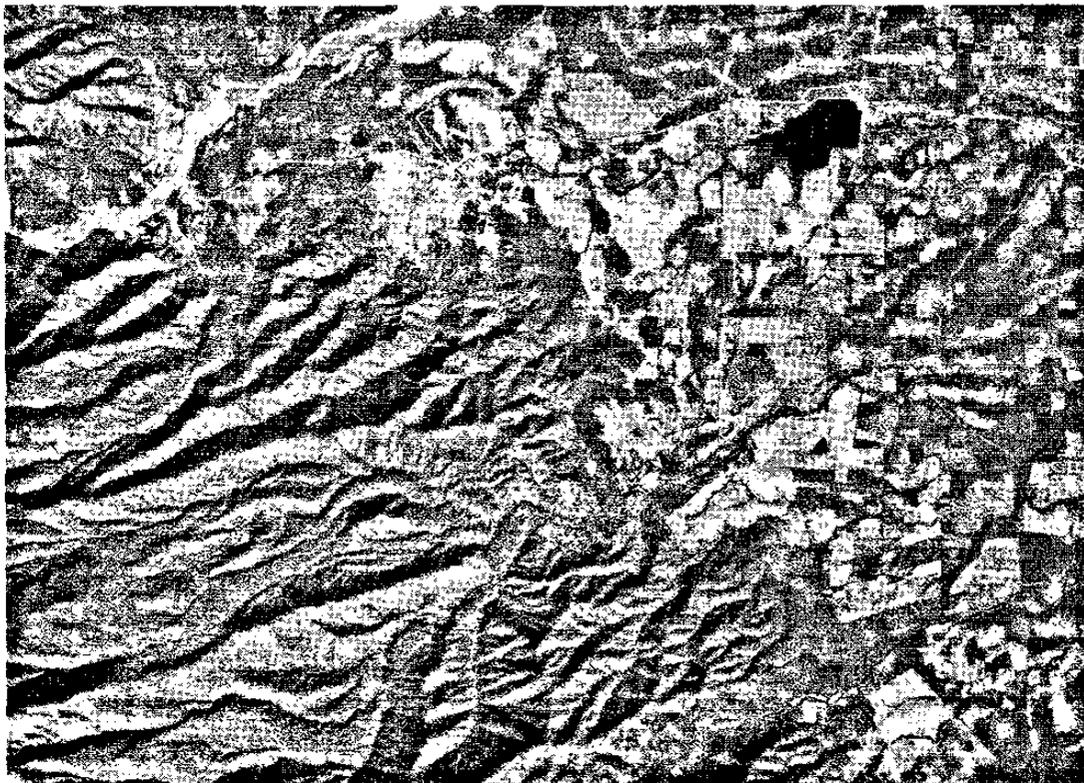


Figura 3. Imagen digital obtenida a partir del área útil de una fotografía aérea.

La superficie real cubierta por la imagen fue de 119.37 Km², la cual se estimó ubicando en la fotografía aérea los límites de la imagen capturada; como se trata de una sección rectangular, bastó con multiplicar la longitud

En esta parte del proceso de corrección, se utilizó material cartográfico con el cual se lograron ubicar un total de 15 puntos de control en la imagen; a cada punto de control, se le asignaron sus correspondientes coordenadas geográficas (en el modo de proyección UTM).

Después de haber ubicado en la imagen los puntos de control, se utilizó la opción "Corrección Geográfica" localizada en la barra de menú; en esta parte, se le indicó al programa un límite de ajuste para la corrección, de un RMS no superior a un pixel; así mismo, se le asignó al pixel de salida un tamaño de 6m por lado y se le indicaron las coordenadas geográficas al vértice superior izquierdo de la imagen de salida.

Con la anterior información, se estimó un promedio del RMS de 0.943 pixeles (0.58 en líneas y 0.78 en columnas), esto supone un ajuste entre mapa e imagen con 5.8 m de error, el cual puede considerarse bastante adecuado para los propósitos que se persiguen en este estudio.

La imagen corregida quedó ubicada entre las coordenadas 2,752,000 y 2,761,000 norte y 411,000 y 423,000 este; con un tamaño de 1656 por 1369 pixeles, donde cada pixel quedó referenciado geográficamente con un tamaño de 6m por lado.

real del largo de la sección, por la longitud real del ancho correspondiente. La resolución espacial por unidad de pixel fue estimada en 6.3 m por lado (40 m²), la cual se obtuvo dividiendo el número total de píxeles entre la superficie real de la imagen.

2.2.4 Procesamiento de la imagen digital empleando el programa de cómputo TRIO.

Los procesamientos que fueron aplicados a la imagen digital capturada con anterioridad, se realizaron empleando algunas de las funciones recientemente desarrolladas en el programa de cómputo TRIO. A continuación se describen los procedimientos de corrección geográfica y de clasificación no supervisada, aplicados a la imagen digital.

2.2.4.1 Corrección geométrica de la imagen digital.

Previo al proceso de clasificación de la imagen digital, resulta necesario referenciarla geográficamente; este proceso se realizó utilizando el módulo recientemente desarrollado e incluido en el programa de cómputo TRIO.

Para tener acceso a este módulo, fue necesario primeramente desplegar la imagen en pantalla; enseguida, se seleccionó la opción "Asignar puntos de control" localizada en la barra principal de menú del programa. Esta opción fue diseñada para establecer en la imagen los puntos de control que sirven de referencia para efectuar la corrección.

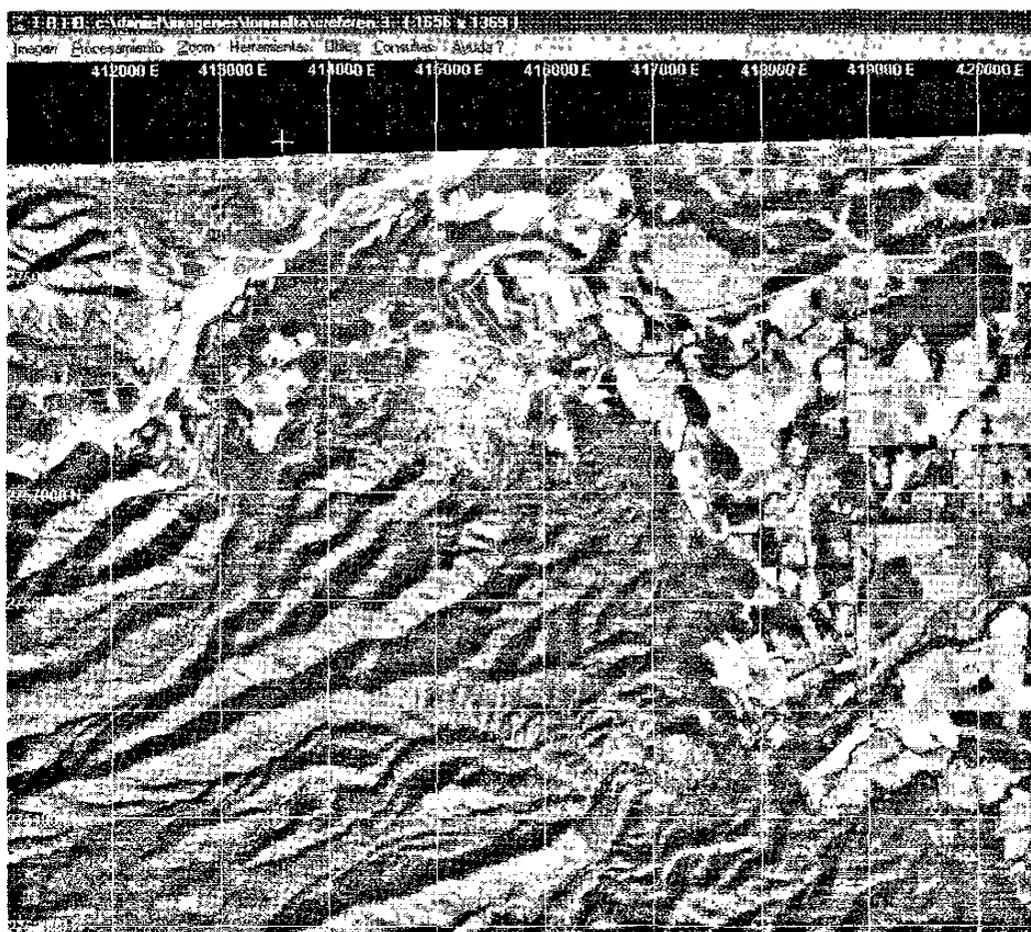


Figura 4. Imagen digital referenciada geográficamente empleando el programa de cómputo TRIO.

Al visualizar la imagen corregida en pantalla, el programa permitió desplegar las coordenadas geográficas de la posición en la que se ubicaba el cursor del ratón electrónico sobre la propia imagen; así mismo, tal y como se puede observar en la Figura 4, fue posible sobreponerle a la imagen, una retícula de coordenadas geográficas que coincidió con la cuadrícula UTM.

Con auxilio del programa editor de imágenes Paint Shop®, se procedió a delimitar el área de estudio y aislarla del resto de la imagen (ver Figura 5);

algunos autores le denominan a este proceso, construcción de máscaras (Chuvieco, 1990; Jensen, 1986; Harrison y Jupp, 1990).

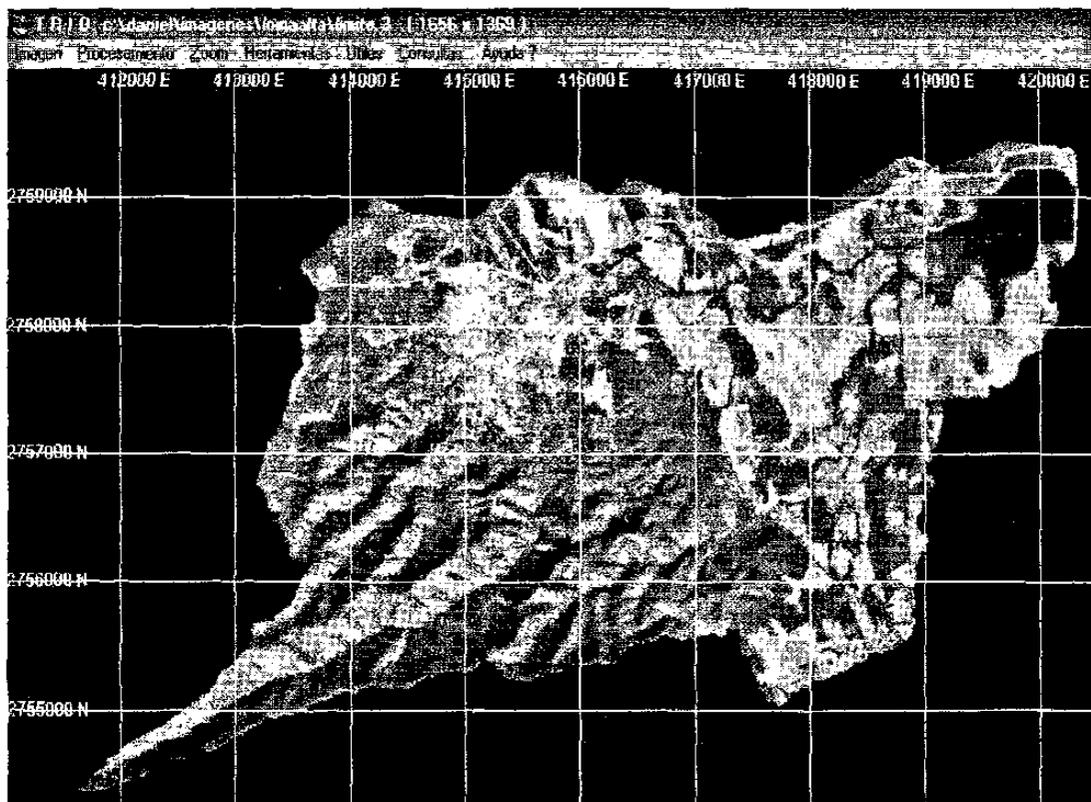


Figura 5. Aislamiento del área de estudio mediante máscaras.

2.2.4.2 Procedimiento de clasificación aplicado a la imagen digital.

Una vez georeferenciada la imagen, ésta fue sometida a una serie de pruebas de clasificación preliminares; en dichas pruebas, se observaron ciertas dificultades para discriminar algunas de las clases temáticas presentes tanto en la planicie como en la parte montañosa de la microcuenca. Ante tal situación, se procedió a seccionar la imagen separando la parte plana de la microcuenca, de la parte montañosa (ver Figura 6).

Los procedimientos de clasificación finales, se realizaron en ambas imágenes, donde cada intérprete tuvo la libertad de decidir el número de clases con el que inició el proceso; del mismo modo, utilizó su propio criterio para en la reducción de éstas, hasta obtener finalmente las clases de interés que fueron predefinidas.

El procedimiento de clasificación que enseguida se describe, fue el desarrollado por uno de los intérpretes asignados a esta labor; en éste procedimiento, se indica paso a paso la manera en la que el intérprete clasificó las imágenes empleando el módulo de clasificación recientemente desarrollado en el programa de cómputo TRIO.

El proceso fue iniciado desplegando las imágenes en pantalla, a partir de las cuales, se llevó al cabo un análisis visual de las mismas; lo anterior se realizó con la finalidad de definir las clases temáticas que se desean discriminar. Para el caso de la imagen que incluye la planicie de la microcuenca, se definieron un total de seis clases de uso de suelo, sin embargo, el intérprete optó por indicarle al programa que iniciara la clasificación con 12 clases. Después de quedar clasificada la imagen, el intérprete procedió a analizar el mapa de clasificación generado; en dicho mapa, las clases de mayor reflectividad se encontraron representadas con colores cálidos (rojo, naranja, amarillo, verde), mientras que las de menor reflectividad con colores fríos (cian, azul, magenta, morado y gris).

En el análisis del mapa de clasificación obtenido, el intérprete consideró que con la mayoría de las clases generadas se podrían deducir las clases de cobertura observadas en el análisis visual; así mismo, detectó que la clase con etiqueta 12 incluía dos tipos de cubierta que todavía podían ser discriminados; por tal motivo, decidió dividir el rango de dicha clase en dos partes, lo cual trajo como consecuencia que se generara una clase más. A pesar de lo anterior, siguió presentándose el mismo problema, por lo que el intérprete optó por dividir del mismo modo, ahora el rango de la clase 13; de esta manera, finalmente logró discriminar las cubiertas de interés. En total creó un mapa de clasificación con 14 clases espectrales, las cuales fue fusionando al ir interpretando los tipos de cobertura identificados en el análisis visual.

Las clases con etiquetas 1, 2 y 3 fueron asociadas a suelos completamente desprovistos de vegetación; mientras que las clases 4 y 5 a áreas destinadas a la agricultura; así mismo, las clases 6 y 7 correspondieron a vegetación de matorral con escasa cobertura aérea; la 8 a vegetación de matorral con cobertura aérea en un grado medio; las clases 9 y 10 se interpretaron como vegetación de matorral con abundante cobertura aérea; las clases 11, 12 y 13 como cuerpos de agua y finalmente; la clase 14 como el exterior de la microcuenca, la cual no se considera como clase de uso de suelo.

Respecto a la imagen que cubre la parte montañosa de la microcuenca, se definieron un total de cinco clases de uso de suelo, el proceso de clasificación se inició con 9 clases; sin embargo el número de clases fue aumentado de la misma manera que en el caso anterior; hasta obtener 12 clases espectrales. La interpretación de las mismas se realizó de la siguiente manera: las clases con etiqueta 1 y 2, correspondieron al suelo completamente desprovisto de vegetación; las clases 3, 4, 5, 8, 9 y 10 al bosque de encino, las clases 6 y 7 como áreas de transición entre vegetación de matorral y bosque de encino; la clase 11 se asoció a las sombras orográficas y finalmente; la clase 12 a la parte externa de la microcuenca; en la Figura 5, se ilustran los mapas de clasificación obtenidos en esta clasificación digital.

La información generada a partir de la clasificación de las dos imágenes, fue integrada para posteriormente determinar sus correspondientes niveles de fiabilidad. Es necesario recordar que cada intérprete participante, utilizó su propio criterio tanto para definir el número de clases con el que inició los procesos de clasificación como para su posterior interpretación.

Mediante este procedimiento de clasificación, se logró un mayor nivel de discriminación, ya que además de identificar las clases descritas en el procedimiento de clasificación visual, se lograron diferenciar hasta tres coberturas aéreas de matorral.

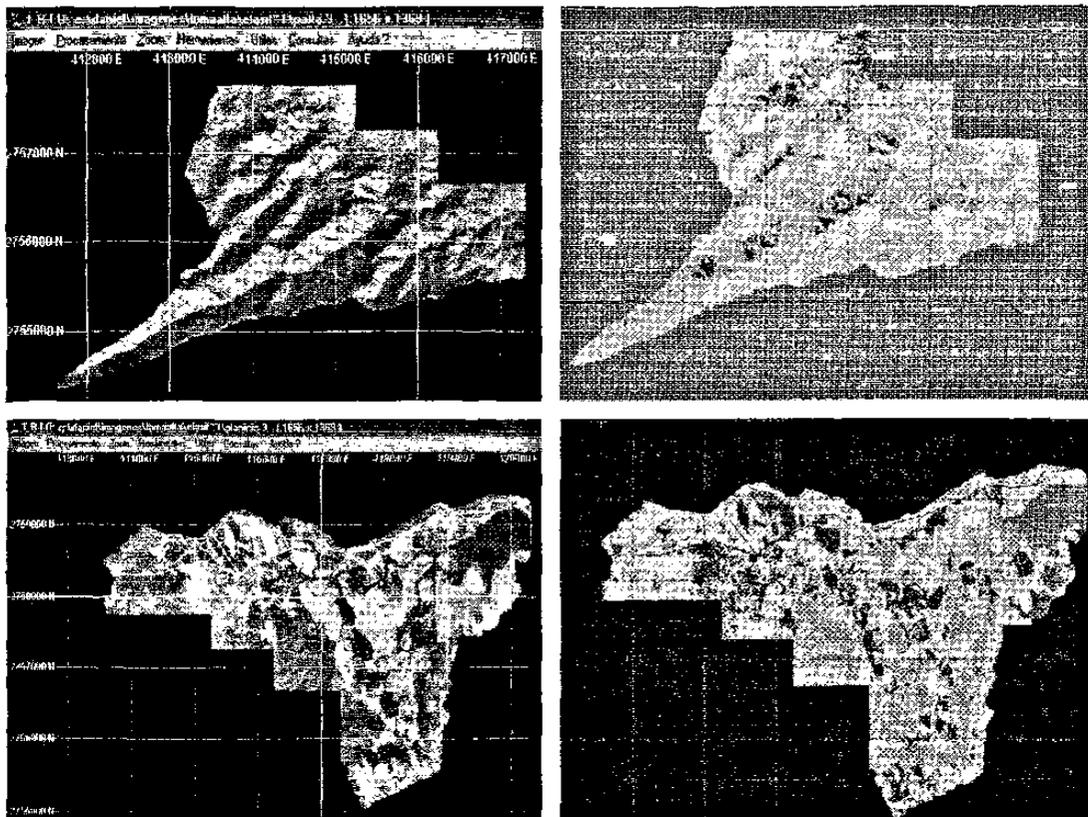


Figura 6. Seccionamiento y clasificación digital del área de estudio; las imágenes localizadas en la izquierda, se obtuvieron a partir de la separación de la planicie (arriba) de la parte montañosa del área de estudio (abajo), mientras que las imágenes localizadas en la derecha, corresponden a las clasificaciones digitales realizadas por uno de los intérpretes.

2.2.5 Verificación de campo y determinación de la fiabilidad de las clasificaciones.

La principal finalidad que se persigue con este procedimiento, es determinar si las clases temáticas obtenidas en los procedimientos de clasificación digital y visual corresponden con las clases presentes en el área de estudio; para lograr esto, en el área de estudio se establecieron una serie de puntos de verificación mediante técnicas de muestreo.

El tipo de muestreo seleccionado con este propósito fue el "Muestreo sistemático no alineado", por ser ampliamente utilizado en verificación de clasificaciones. El número de puntos de verificación a establecer fue estimado en función de la ecuación VII, la cual ha sido utilizada por Fitzpatric-Lins (1978), Rosenfeld (1982), Dozier y Strahler (1983) y, Chuvieco (1990).

$$n = \frac{z^2 pq}{E^2} \quad \text{Ecuación VII}$$

De donde $z_{(1-\alpha)}$ es la abscisa de la curva normal para un nivel determinado de probabilidad; p , indica el porcentaje de aciertos estimado; q , el porcentaje de errores ($q=1 - p$) estimado; y E , el nivel de error permitido.

Considerando un 85% de aciertos (p), con un error máximo (E) de +/- 10% y un nivel de probabilidad de 95% $z_{(1-0.05)} = 1.96$, se estimó que se requería un mínimo de 49 puntos de verificación, para obtener los niveles de precisión marcados en el muestreo; sin embargo, se establecieron en el área de estudio un total de 58 puntos de verificación.

Respecto al tamaño de la superficie a considerar como muestra, Congalton (1988) sugiere que ésta sea como mínimo el 1% de la superficie cartografiada. Bajo esta sugerencia y tomando en cuenta que el área de estudio cubre una superficie aproximada de 23km², se consideró suficiente que en cada punto de verificación cubriera un área circular de 50m. de radio,

cuya superficie al ser multiplicada por el número de puntos de muestreo establecidos, supera ampliamente al 1% sugerido por Conglaton (1988).

Una vez definido el tipo de muestreo, número y tamaño de muestra, se establecieron en el terreno los puntos de verificación; esto se realizó dividiendo el área de estudio en una malla regular de rectángulos, la cual se hizo coincidir con la cuadrícula UTM. Los puntos de verificación fueron establecidos en los vértices de dicha cuadrícula, teniendo la precaución de no ubicarlos entre los límites de dos o más tipos de coberturas; de esta manera, aquellos puntos de verificación que coincidieron con los límites de dos o más coberturas, fueron reubicados, desplazándose al interior de un mismo tipo de cubierta.

Después de ser establecido el punto de verificación, se registró el tipo de cubierta observado y sus correspondientes coordenadas geográficas; las cuales fueron obtenidas con un instrumento de posicionamiento global (GPS).

El paso siguiente consistió en determinar para cada punto de verificación, la clase real y las clases deducidas en los procedimientos de clasificación visual y digital respectivamente. Con esta información, se construyó una matriz de confusión para recoger los principales conflictos que ocurrieron entre las categorías.

Las filas de dicha matriz representaron las clases reales, mientras que las columnas, las clases deducidas; lógicamente ambas tuvieron el mismo

número y significado de clases. La diagonal de esta matriz expresó el número de puntos de verificación que fueron clasificados correctamente, mientras que los marginales indicaron errores de asignación; es decir, en el caso de las filas, los marginales indican el número de puntos de verificación que, perteneciendo a una determinada categoría, no fueron incluidas en ella (errores de omisión); de la misma manera, los marginales de las columnas indican aquellos puntos de verificación que se incluyeron en una categoría perteneciendo realmente a otra (errores de comisión).

La fiabilidad de las clasificaciones se estimó en función de la relación existente entre el número de puntos de verificación clasificados correctamente con el número total de puntos de verificación establecidos; así mismo los intervalos de confianza en los cuales se determinaron las exactitudes reales de las clasificaciones se obtuvieron en función de un determinado nivel de significancia, del error del muestreo y, del nivel de probabilidad, tal y como se representa en la ecuación VIII propuesta por Chuvieco, (1990).

$$F = Fm \pm z \left(\sqrt{\frac{pq}{n}} \right)$$

Ecuación VIII

De donde F , se refiere a la fiabilidad real de la clasificación; Fm a la fiabilidad media de la clasificación; $z_{(1-\alpha)}$, representa la abscisa de la curva normal para un nivel determinado de probabilidad; p , es el porcentaje de aciertos estimado en la clasificación; q , el porcentaje de errores ($q = 1 - p$) de la clasificación; y n es el número de puntos de verificación establecidos.

Con la finalidad de determinar si las clasificaciones visuales y digitales han discriminado las categorías de interés con una fiabilidad significativamente mayor a la que se hubiera obtenido con una consignación aleatoria, se estimó el estadístico kappa (k); la estimación se obtuvo a partir de la ecuación IX, utilizada por Foody, (1992) y Congalton, (1988).

$$k = \frac{P_o - \sum P_{c_i} \cdot P_{l_i}}{1 - \sum P_{c_i} \cdot P_{l_i}} \quad \text{Ecuación IX}$$

De donde, P_o indica la proporción de acuerdos observados, la cual se obtiene a partir de la relación existente entre el total de puntos clasificados correctamente (suma de acuerdos ubicados en la diagonal de la matriz) y el total de puntos muestreados; P_{l_i} y P_{c_i} se refieren a la proporción de acuerdos esperados, es decir el producto de marginales por clase en línea y en columna.

CAPÍTULO III

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En este capítulo se dan a conocer los niveles de precisión alcanzados en cada procedimiento de clasificación, así como los tiempos y costos estimados durante el desarrollo de cada procedimiento. En una segunda parte, se presenta un análisis de comparación entre los resultados obtenidos por cada procedimiento de clasificación y, finalmente, en la tercera parte, se ilustran algunos ejemplos de procesamiento de imágenes digitales, empleando los módulos desarrollados durante la presente investigación, para el programa de cómputo TRIO.

3.1 CLASIFICACIÓN VISUAL.

En el procedimiento de clasificación visual, se lograron identificar seis clases de uso de suelo, las cuales fueron: 1) áreas destinadas a la agricultura (Aagr); 2) áreas completamente desprovistas de vegetación, incluyendo áreas urbanas y caminos (SD); 3) vegetación compuesta por especies del matorral espinoso tamaulipeco (Matorral); 4) áreas de transición entre vegetación de matorral y bosque de encino (TME); 5) bosque denso de encino (BE) y finalmente; 6) cuerpos de agua (CA). La Figura 7 muestra los resultados de la clasificación visual realizada por uno de los intérpretes.

En el Cuadro 2, se encuentran las matrices de confusión obtenidas al confrontar las coberturas reales de terreno con las deducidas mediante este

procedimiento de clasificación; las coberturas reales se encuentran representadas en dichas matrices por líneas, mientras que las deducidas por los intérpretes, están representadas en columnas.

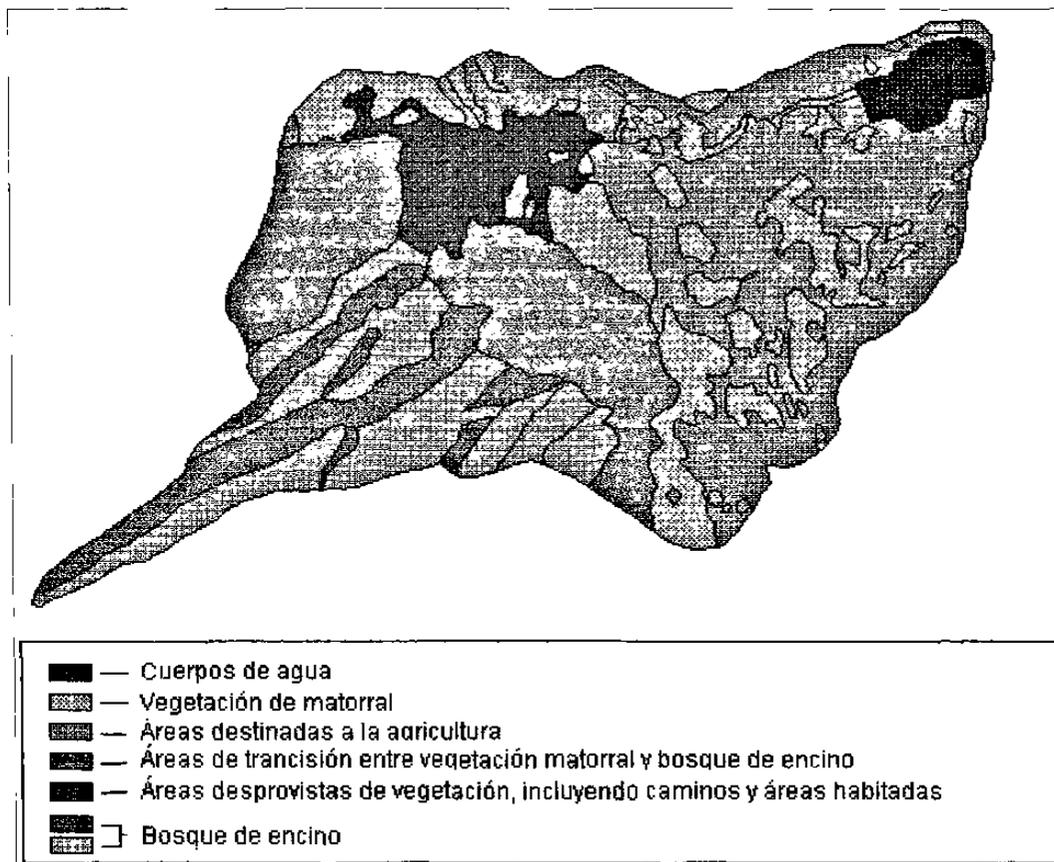


Figura 7. Mapa de clases de uso de suelo deducido en el procedimiento de clasificación visual.

136366

Cuadro 2. Matrices de confusión deducidas a partir del procedimiento de clasificación visual; en donde a) corresponde a la matriz de confusión correspondiente a la clasificación realizada por un primer intérprete, b) por un segundo intérprete y, c) por un tercer intérprete.

a)

Clases Reales	Deducidas						Total	Aciertos	% aciertos	% por clase	% acuerdos
	SD	Aagr	Matorral	TME	BE	CA					
SD	4		1				5	4	80.00%		0.086
Aagr	2	13	2				17	13	76.47%		0.293
Matorral	2		8	2			12	8	66.67%		0.207
TME			1	7	3		11	7	63.64%		0.190
BE				1	9		10	9	90.00%		0.172
CA						3	3	3	100.00%		0.052
Total	8	13	12	10	12	3	58				
Aciertos	4	13	8	7	9	3	44				
% aciertos	50.00%	100.00%	66.67%	70.00%	75.00%	100.00%					
% acuerdos	0.137931	0.22414	0.206897	0.17241	0.206897	0.051724					

Fiabilidad media de la clasificación: 75.86207
Error estándar del muestreo: 3.25894
Intervalos de confianza con un nivel de probabilidad del 95% 69.47455 y 82.24959

Kappa 0.70

b)

Clases Reales	Deducidas						Total	Aciertos	% aciertos	% por clase	% acuerdos
	SD	Aagr	Matorral	TME	BE	CA					
SD	4		1				5	4	80.00%		0.086
Aagr		14	3				17	13	76.47%		0.293
Matorral			10	2			12	8	66.67%		0.207
TME				6	5		11	7	63.64%		0.190
BE					10		10	9	90.00%		0.172
CA						3	3	3	100.00%		0.052
Total	4	14	14	8	15	3	58				
Aciertos	4	14	10	6	10	3	47				
% aciertos	100.00%	100.00%	71.43%	75.00%	66.67%	100.00%					
% acuerdos	0.068966	0.24138	0.241379	0.13793	0.258621	0.051724					

Fiabilidad media de la clasificación: 81.03448
Error estándar del muestreo: 2.985598
Intervalos de confianza con un nivel de probabilidad del 95% 75.18271 y 86.88625

Kappa 0.76

EFICIENCIA DEL PROGRAMA DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES DIGITALES TRIO EN LA EVALUACIÓN DE RECURSOS.

c)

Clases	Deducidas						Total	Aciertos	% aciertos	% acuerdos
	SD	Aagr	Matorral	TME	BE	CA				
Reales										
SD	3		2				5	3	60.00%	0.086
Aagr	2	14	1				17	14	82.35%	0.293
Matorral	2		10				12	10	83.33%	0.207
TME			1	0	10		11	0	0.00%	0.190
BE					10		10	10	100.00%	0.172
CA						3	3	3	100.00%	0.052
Total	7	14	14	0	20	3		58		
Aciertos	3	14	10	0	10	3		40		
% aciertos	42.86%	100.00%	71.43%	0.00%	50.00%	100.00%				
% acuerdos	0.12069	0.24136	0.241379	0.0	0.344828	0.051724				

Fiabilidad media de la clasificación: 68.96552

Error estándar del muestreo: 3.523321

Intervalos de confianza con un nivel de probabilidad del 95%

62.05981 y 75.87123

Kappa 0.62

SD, áreas desprovistas de vegetación, caminos y áreas habitadas; **Aagr**, áreas destinadas a la agricultura; **Matorral**= Vegetación característica del matorral espinoso tamaulipeco; **TME**, áreas de transición entre vegetación de matorral y bosque de encino; **BE**, bosque denso de encino; **CA**, cuerpos de agua.

Las diagonales localizadas en el interior de las matrices, corresponden a los puntos de muestreo que fueron clasificados correctamente; mientras que los puntos ubicados en los marginales, representan los principales conflictos que ocurrieron entre clases.

En las matrices **a**, **b** y **c** localizadas en el Cuadro 2, puede observarse claramente que las clases asociadas a áreas de agricultura (Aagr) y de cuerpos de agua (CA) respectivamente, presentaron en los tres casos el 100% de aciertos, lo cual significa que todos los puntos asignados a estas categorías fueron clasificados correctamente; sin embargo en la clase temática correspondiente a matorral (Matorral), se observan confusiones principalmente con las clases correspondientes a áreas desprovistas de vegetación (SD) y de agricultura (Aagr), tal situación se ve reflejada en la

proporción de aciertos obtenidos, los cuales estuvieron en todos los casos muy cercanos al 70%.

En lo que se refiere a la clase asociada al bosque de encino (BE), puede observarse que en todos los casos se presentaron evidentes confusiones con la clase correspondiente a áreas de transición entre vegetación de matorral y bosque de encino (TME), lo cual resulta hasta cierto punto lógico, por tratarse ésta última, de una frontera entre un tipo de vegetación y otro; las proporciones de aciertos obtenidos para esta clase, en los tres casos resultaron ser muy variables. La clase correspondiente a áreas de transición entre vegetación de matorral y bosque de encino (TME), presenta en los dos primeros casos (matrices **a** y **b**), porcentajes de aciertos de 70 y 75% respectivamente, observándose así mismo algunos conflictos con la clase Matorral; cabe señalar que uno de los intérpretes no logró identificar esta clase temática, razón por la cual, todos aquellos puntos de muestreo que debiendo ser incluidos en esta clase, fueron asignados a la clase de bosque de encino (BE) (ver matriz **c**).

En resumen, el número de puntos de verificación clasificados correctamente por cada intérprete fue de 44, 47 y 40 respectivamente, con los cuales se obtuvo una fiabilidad promedio de 75.29% y un promedio del estadístico kappa de 0.69. El estadístico kappa no corresponde al valor porcentual de la exactitud de las clasificaciones realizadas, sino que evalúa si dichas clasificaciones han logrado una discriminación con una precisión significativamente mayor a la que se hubiera obtenido con una asignación

aleatoria; un valor estadístico kappa cercano a la unidad, refleja un acuerdo pleno entre realidad de terreno y clasificación, mientras que un valor cercano a 0 sugiere que el acuerdo observado se debe completamente al azar (Chuvienco, 1990; Foody, 1992).

De acuerdo con los resultados expuestos con anterioridad, puede asegurarse con un 95% de probabilidad que la fiabilidad promedio del procedimiento de clasificación visual, se encuentra entre un 68.90% y un 81.67%; así mismo el estadístico kappa refleja que estos procedimientos de clasificación ofrecen un 69% de precisión mejor que la esperada por azar.

En relación al tiempo estimado en las clasificaciones y en la medición de superficies por clase temática identificada, se puede mencionar, que se reportaron ligeras variaciones entre los intérpretes; Los tiempos empleados incluyen desde la interpretación, hasta la clasificación y cálculo de superficies, los cuales fueron de 9.30, 6.97 y 7.87 horas, obteniéndose un tiempo promedio de 8.04 horas.

Respecto a los costos operativos que implicó el desarrollo de este procedimiento de clasificación, puede mencionarse que estos fueron estimados en aproximadamente \$416.⁹¹ pesos MN; sin embargo, los costos de inversión inicial ascienden hasta los \$17, 991.⁰⁰ pesos MN. En el Anexo 1 ubicado al final de este documento, se presenta una relación detallada de los costos operativos y de inversión inicial que fueron presupuestados en este procedimiento de clasificación.

3.2 CLASIFICACIÓN DIGITAL.

En estos procedimientos de clasificación, los intérpretes lograron discriminar hasta ocho clases de uso de suelo, las cuales fueron: 1) áreas destinadas a la agricultura (Aagr); 2) áreas completamente desprovistas de vegetación, incluyendo áreas urbanas y caminos (SD); 3) vegetación de matorral espinoso tamaulipeco con abundante cobertura aérea (MatAD), 4) vegetación de matorral espinoso tamaulipeco con cobertura aérea media (MatMD); 5) vegetación de matorral espinoso tamaulipeco con escasa cobertura aérea (MatBD); 6) área de transición entre vegetación de matorral y bosque de encino (TME); 7) bosque denso de encino (BE) y finalmente; 8) cuerpos de agua (CA). En la Figura 8 se presentan los resultados de la clasificación digital del área, realizada por uno de los intérpretes.

Las matrices de confusión ubicadas en el Cuadro 3, recogen los aciertos y conflictos encontrados entre las clases reales de terreno y las deducidas en uno de los procedimientos de clasificación digital desarrollado por un sólo intérprete; las matrices de confusión que corresponden a los otros intérpretes, se encuentran registradas en los Anexos 2 y 3 localizados al final de este documento.

En la matriz de confusión a representada en el Cuadro 3, puede observarse que las clases asociadas a cuerpos de agua (CA) y a áreas agrícolas (Aagr), fueron las que presentaron los mas elevados niveles de precisión (con 100% y 83.33% respectivamente); mientras que de manera contraria, las clases que presentaron dificultades para discriminarse entre sí mismas fueron, las identificadas como vegetación de matorral de coberura

aérea media (MatMD) con la de matorral de abundante coberura aérea (MatAD) y, las identificadas como área de transición entre vegetación de matorral y bosque de encino (TME) con bosque de encino (BE). En el primer caso, las clases MatMD y MatAD registraron los más bajos niveles de fiabilidad con 37.50% y 50% respectivamente; mientras que en el segundo caso, las clases TME y BE presentaron niveles de precisión más aceptables (75% y 66.67%).

A pesar de los conflictos observados en la matriz **a** ubicada en el Cuadro 3, se obtuvo una fiabilidad media para esta clasificación de 67.24% y un estadístico kappa de 0.61. Estos valores de fiabilidad, fueron mejorados hasta un 72.41% y 0.66 respectivamente, mediante la fusión de las clases MatMD y MatAD (ver matriz **b**); dicha fusión, se realizó integrando los aciertos y errores de omisión observados entre ambas clases, como asignaciones correctas en la clase resultante (MatMD-AD); mientras que los errores de omisión observados con el resto de las clases, se heredaron como errores de asignación en la clase resultante (MatMD-AD).

Al fusionar las tres clases de cobertura aérea de matorral (MatBD, MatMD y MatAD) en una misma clase de cobertura (Matorral), puede observarse en la matriz **c**, que el nivel de fiabilidad de la clasificación permanece constante (compárandolo con el estimado en la matriz **b**); sin embargo, el estadístico kappa presenta un ligero descenso.

Tomando en consideración las clasificaciones de todos los intérpretes, se puede decir que, con un primer nivel de discriminación de ocho clases temáticas de uso de suelo, se estimaron fiabilidades de 67.24%, 58.62% y 60.34% obteniéndose un promedio de 62% y un valor promedio del estadístico kappa de 0.55; esto hace suponer con un 95% de probabilidad, que la fiabilidad real se encuentra entre el 54.83% y 69.31%.

Por otra parte, al reducir el nivel de discriminación de las clasificaciones, mediante la fusión de las tres clases de cobertura aérea de matorral, se estimaron fiabilidades de 72.41%, 65.51% y 67.24%, obteniendo un promedio en la fiabilidad y estadístico kappa de 68.38% y 0.61 respectivamente. Para este último caso, puede asegurarse que la fiabilidad real, se encuentra entre un 61.45% y un 75.33% de precisión. Esto hace suponer, que de cada 10 puntos clasificados con este procedimiento de clasificación, mínimamente (con 61 % de precisión mejor que la esperada por azar), seis de estos son asignados correctamente a sus correspondientes categorías.

EFICIENCIA DEL PROGRAMA DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES DIGITALES TRIO EN LA EVALUACIÓN DE RECURSOS.

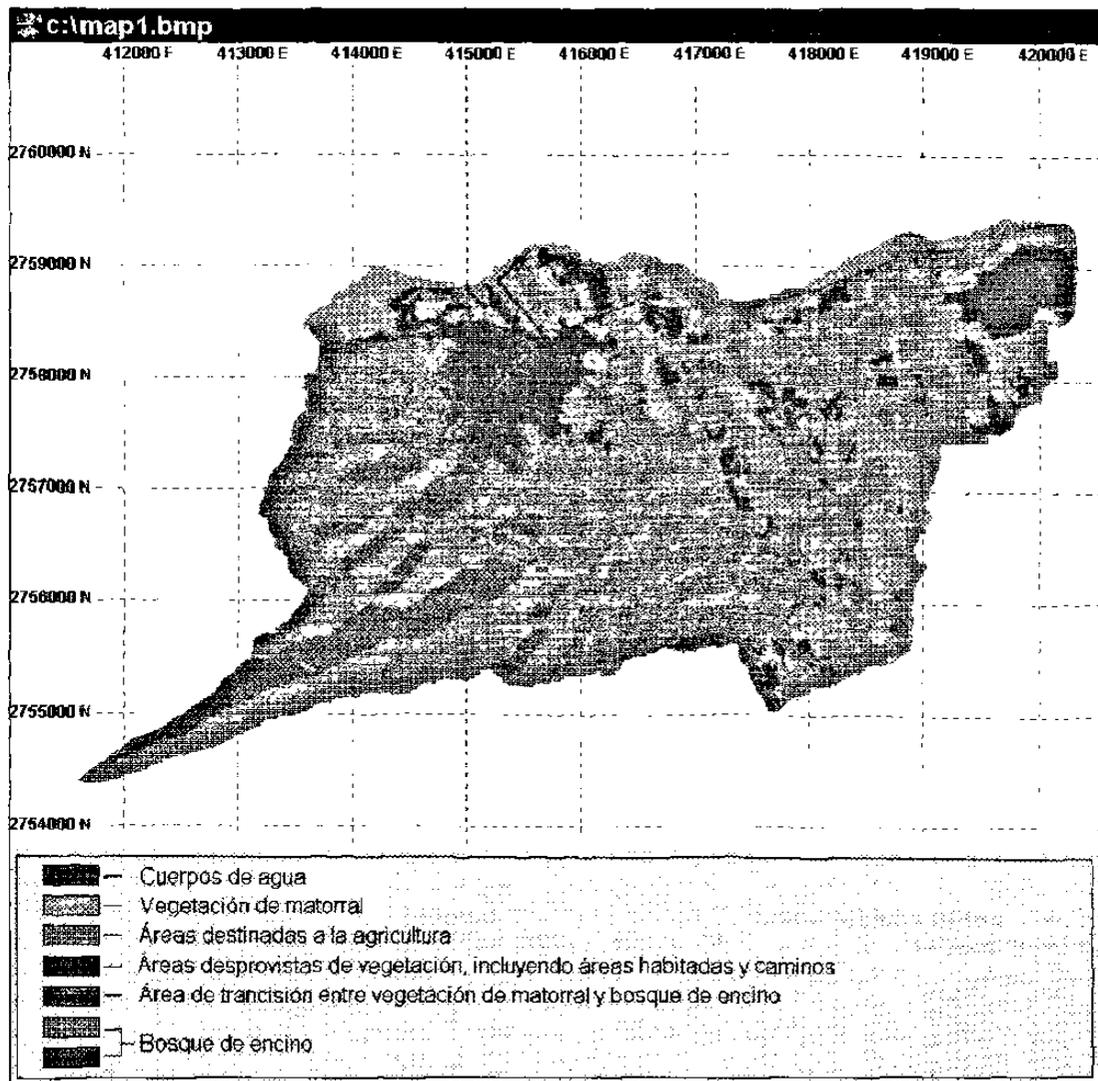


Figura 8. Mapa de clases de uso de suelo deducido en el procedimiento de clasificación digital.

EFICIENCIA DEL PROGRAMA DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES DIGITALES TRIO EN LA EVALUACIÓN DE RECURSOS.

Cuadro 3. Matrices de confusión deducidas a partir de la clasificación digital realizada por uno de los intérpretes; en donde a) corresponde a la matriz de confusión en la que se discriminaron hasta tres grados de cobertura aérea en matorral, b) matriz de confusión en la que se fusionaron dos clases de coberturas de matorral y, c) corresponde a la fusión de las tres clases de coberturas de matorral.

a)

Clases Reales	Deducidas								Total	Aciertos	% aciertos por clase	% acuerdos
	SD	Aagr	MatBD	MatMD	MatAD	TME	BE	CA				
SD	4	1							5	4	80.00%	0.086
Aagr	2	10	1	2	2				17	10	58.82%	0.293
MatBD		1	2						3	2	66.67%	0.052
MatMD				3	1				4	3	75.00%	0.089
MatAD				2	3				5	3	60.00%	0.086
TME						6	4		10	6	60.00%	0.172
BE				1		2	8		11	8	72.73%	0.190
CA								3	3	100.00%	0.052	
Total	6	12	3	8	6	8	12	3	58			
Aciertos	4	10	2	3	3	6	8	3	39			
% aciertos	66.67%	83.33%	66.67%	37.50%	50.00%	75.00%	66.67%	100.00%				
% acuerdos	0.103	0.207	0.052	0.138	0.103	0.138	0.207	0.052				

Fiabilidad media de la clasificación:

67.2414

Kappa 0.6117

Error estándar del muestreo:

3.57433

Intervalos de confianza con un nivel de probabilidad del 95%

60.2357 y 74.247

b)

Clases Reales	Deducidas							Total	Aciertos	% aciertos por clase	% acuerdos
	SD	Aagr	MatBD	MatMD-AD	TME	BE	CA				
SD	4	1						5	4	80.00%	0.086
Aagr	2	10	1	4				17	10	58.82%	0.293
MatBD		1	2					3	2	66.67%	0.052
MatM-AD				9				9	9	100.00%	0.155
TME					6	4		10	6	60.00%	0.172
BE				1	2	8		11	8	72.73%	0.190
CA							3	3	100.00%	0.052	
Total	6	12	3	14	8	12	3	58			
Aciertos	4	10	2	9	6	8	3	42			
% aciertos	66.67%	83.33%	66.67%	64.29%	75.00%	66.67%	100.00%				
% acuerdos	0.103	0.207	0.052	0.241	0.138	0.207	0.052				

Fiabilidad media de la clasificación:

72.41379

Kappa 0.6655

Error estándar del muestreo:

3.403852

Intervalos de confianza con un nivel de probabilidad del 95%

65.74224 y 79.0853

EFICIENCIA DEL PROGRAMA DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES DIGITALES TRIO EN LA EVALUACIÓN DE RECURSOS.

c)

Clases	Deducidas						Total	Aciertos	% aciertos	% por clase	% acuerdos
	SD	Aagr	Matorral	TME	BE	CA					
Reales											
SD	4	1					5	4	80.00%		0.086
Aagr	2	10	5				17	10	58.82%		0.293
Matorral		1	11				12	11	91.67%		0.207
TME				6	4		10	6	60.00%		0.172
BE			1	2	8		11	8	72.73%		0.190
CA						3	3	3	100.00%		0.052
Total	6	12	17	8	12	3	58				
Aciertos	4	10	11	6	8	3	42				
% aciertos	66.67%	83.33%	64.71%	75.00%	66.67%	100.00%					
% acuerdos	0.103	0.207	0.293	0.136	0.207	0.052					

Fiabilidad media de la clasificación: 72.414 *Kappp* 0.6569
Error estándar del muestreo: 3.4039
Intervalos de confianza con un nivel de probabilidad del 95% 65.742 y 79.0853

SD, áreas desprovistas de vegetación, incluyendo caminos y áreas habitadas; Aagr, áreas destinadas a la agricultura; Matorral, vegetación característica del matorral espinoso tamaulipeco; MatAD, MatMD y MatBD, abundante, media y escasa cobertura aérea en la vegetación de matorral; TME, áreas de transición entre vegetación de matorral y bosque de encino; BE, bosque denso de encino; CA, cuerpos de agua.

En relación al tiempo estimado en las clasificaciones y en la medición de superficies por clase temática identificada, los intérpretes reportaron tiempos con poca variación (4.18, 3.70 y 4.02 horas), estimándose un promedio de 3.97 horas; el tiempo fue contabilizado, desde la captura de la imagen, hasta la clasificación e interpretación de las clases temáticas deducidas; incluyendo los procesamientos previos al de clasificación tales como: delimitación del área de estudio y seccionamiento de imágenes.

En lo que se refiere a los costos operativos que implica el desarrollo de este procedimiento de clasificación, puede mencionarse que estos fueron estimados en aproximadamente \$218.⁷⁹ pesos MN; mientras que los costos de inversión inicial, ascienden hasta \$31,798.⁰⁰ pesos MN; al final del

documento se describe la relación de costos operativos y de inversión inicial que fueron cotizados para este procedimiento de clasificación (consultar Anexo 4).

3.3 ANÁLISIS DE COMPARACIÓN ENTRE LOS PROCEDIMIENTOS DE CLASIFICACIÓN VISUAL Y DIGITAL.

Este análisis de comparación entre los resultados obtenidos en los procedimientos de clasificación visual y digital respectivamente, se presenta dividido dos partes; la primera parte, comprende el análisis de comparación entre los niveles de precisión alcanzados en ambos procedimientos; en la segunda, se efectúa un análisis de tiempo y costos estimados en el desarrollo de ambos métodos.

3.3.1 Análisis comparativo de la precisión.

Tal y como se explicó al inicio de este capítulo, en los procedimientos de clasificación visual se identificaron seis clases de uso de suelo, dentro de las cuales, se incluye una clase de cobertura aérea de matorral. Por su parte, en el procedimiento de clasificación digital, se lograron discriminar hasta ocho clases, tres de las cuales, fueron interpretadas como diversos grados de cobertura aérea de matorral. Ciertamente, en el segundo procedimiento se logró discriminar un mayor número de clases; sin embargo, la precisión estimada resultó ser estadísticamente inferior a la estimada en el procedimiento de clasificación visual.

Para poder efectuar un análisis de comparación más justo entre las precisiones (fiabilidad y estadístico kappa) estimadas en ambos procedimientos de clasificación, fueron igualados en número y significado las clases temáticas deducidas en ambos procedimientos; es decir, las clases deducidas en las clasificaciones digitales, mismas que correspondieron a los diversos tipos de cobertura de matorral, fueron agrupadas en una sola clase de cobertura aérea de matorral.

Tomando en consideración lo anterior, los valores de fiabilidad y kappa estimados en ambos procedimientos de clasificación, fueron sometidos a una prueba estadística de t (con un nivel de significancia de 0.05), mediante la cual, se determinó que no existe una diferencia significativa entre las precisiones estimadas en ambos procedimientos; tal situación se ilustra gráficamente en la Figura 9,.

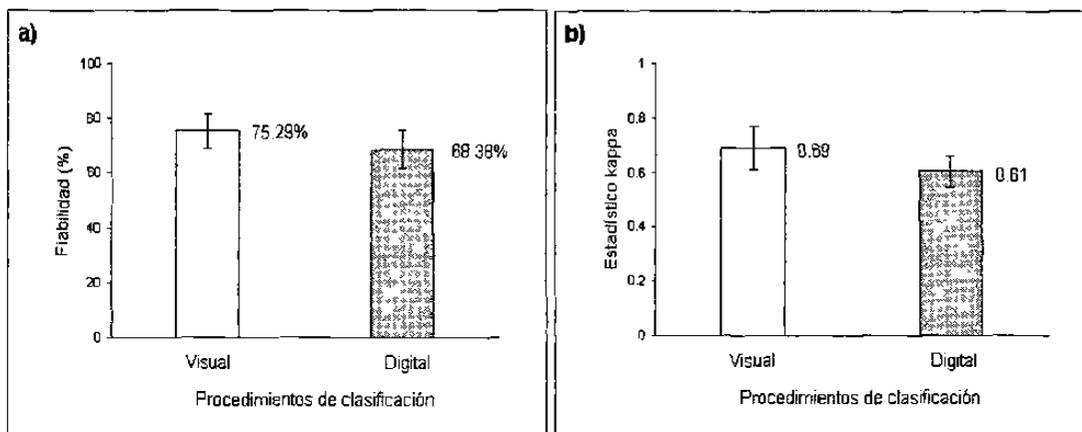


Figura 9. Niveles de precisión deducidos a partir de los procedimientos de clasificación digital y visual respectivamente. La gráfica a) corresponde a la fiabilidad media; de donde las barras de error, representan los intervalos de confianza estimados mediante la ecuación VIII. La gráfica b) se refiere al valor estadístico kappa, de donde las barras de error, representan los intervalos de confianza estimados con la desviación estandar y un nivel de significancia $\alpha = 0.05$.

La similitud entre las precisiones observadas en ambos procedimientos de clasificación, puede ser explicada por la particularidad que tiene el procedimiento de clasificación digital de permitir conjuntar criterios visuales de interpretación (tales como: tono, forma, tamaño, orientación, sombras, etc.) con las propiedades numéricas de las imágenes digitales.

Niveles de fiabilidad bastante similares, se encuentran reportados en otros trabajos de investigación (ver Cuadro 1), en los cuales, los procesamientos de las imágenes digitales fueron desarrollaron en programas de cómputo comerciales (ILWIS y ERDAS). Los niveles de fiabilidad reportados en la presente investigación, se consideran aceptables, considerando que el procedimiento de clasificación digital y visual fueron realizados sin haber visitado el área de estudio.

3.3.2 Análisis comparativo en tiempos y costos.

El tiempo promedio estimado en la clasificación y estimación de superficies, fue diferente ($t=0.01$) entre ambos procedimientos de clasificación. Tal y como puede observarse en la Figura 10, el tiempo promedio invertido en el desarrollo del procedimiento de clasificación visual, es dos veces superior al tiempo que se invierte en el procedimiento de clasificación digital. La variabilidad en tiempo observada en el procedimiento de clasificación visual, puede deberse entre otras cosas, a que en la estimación de superficies de las clases temáticas identificadas, no se efectuaron por parte de los intérpetes, el mismo número de repeticiones.

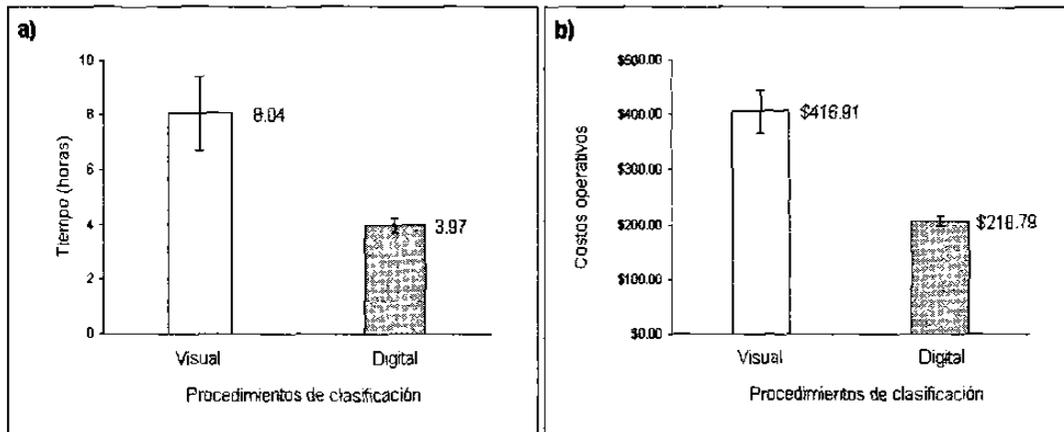


Figura 10. Tiempos promedio y costos operativos estimados en los procedimientos de clasificación visual y digital respectivamente; de donde a) corresponde a la estimación del tiempo promedio y b) a los costos operativos. En ambos casos las barras de error representan los intervalos de confianza estimados con la desviación estandar y un nivel de significancia $\alpha = 0.05$.

Los tipos de costos deducidos en el desarrollo de ambos procedimientos de clasificación, fueron los de tipo operativo y los de inversión inicial. La fluctuaciones entre los costos opeativos al interior de cada procedimiento, obedece al sueldo asignado en función del tiempo efectivo de trabajo. En la Figura 10 se puede observar que los costos operativos requerios en el procedimiento de clasificación visual, representan casi el doble de los costos operativos deducidos en el procedimiento digital. Ciertamente, el costo de inversión inicial requerido en el procedimiento digital es 1.7 veces mayor al requerido en el procedimiento visual; sin embargo, aún percibiéndose en ambos casos las mismas utilidades, los costos de inversón incial pueden ser recuperados más rápidamente en el procedimiento de clasificación digital.

3.4 EJEMPLOS DE PROCESAMIENTOS DE IMÁGENES DIGITALES, EMPLEANDO LOS MÓDULOS RECIENTEMENTE DESARROLLADOS EN EL PROGRAMA DE CÓMPUTO TRIO.

En este apartado, se pretende ilustrar mediante algunos ejemplos de demostración, el funcionamiento de los módulos de programación desarrollados en este trabajo e incluidos en el programa de cómputo TRIO.

La imagen utilizada en las siguientes demostraciones, corresponde a una miniescena Landsat MSS que cubre el municipio de Linares, N.L. El tamaño de la escena es de 1024 líneas por 1024 columnas, con cuatro bandas espectrales y una resolución espacial por unidad de pixel de 79m por lado.

3.4.1 Realce del contraste en imágenes digitales.

En la Figura 11 se ilustra un ejemplo del funcionamiento del módulo desarrollado para el realce del contraste de imágenes digitales. En la parte superior izquierda de dicha figura, puede observarse que el histograma de frecuencias obtenido a partir de la escena Landsat MSS antes descrita, presenta sus valores de reflectividad distribuidos en un rango muy reducido (aproximadamente entre el 0 y 40); como puede observarse en la parte inferior izquierda de la misma figura, esto propicia que la imagen presente un contraste pobre. Nótese como después de aplicar el proceso de expansión lineal de contraste, el histograma de frecuencias presenta los valores de reflectividad ajustados en todo el rango de los 256 niveles de reflectividad posibles, esto permite que mejore de manera notable el contraste de la imagen.

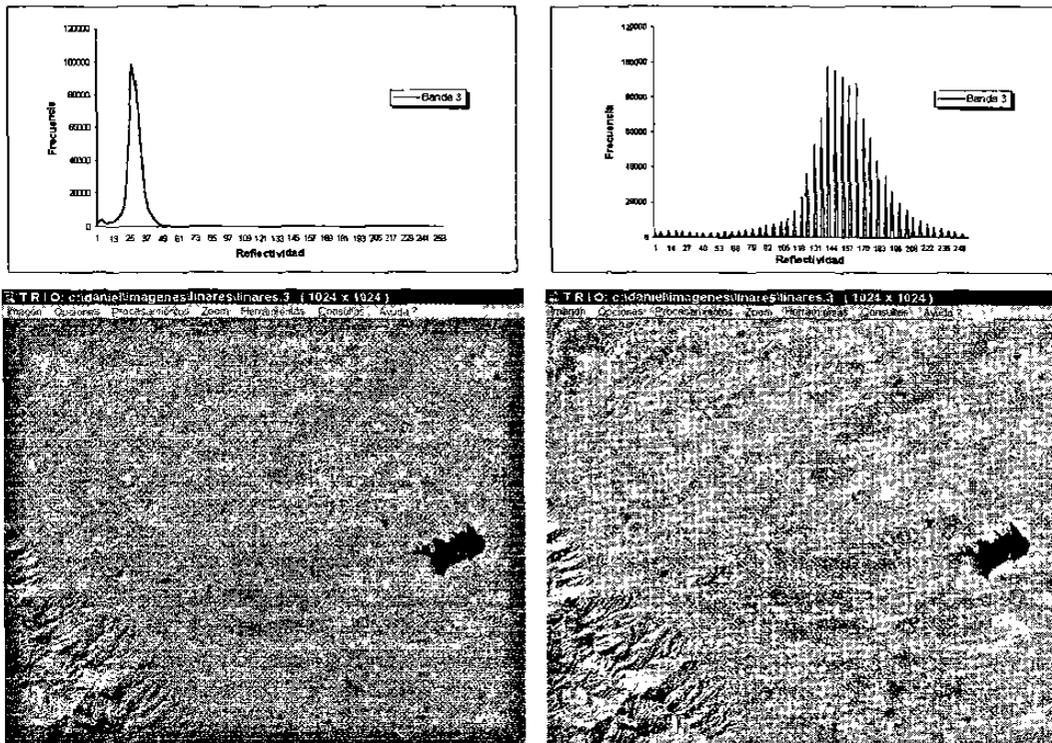


Figura 11. Módulo para realce del contraste; del lado izquierdo se presenta la imagen original con su correspondiente histograma de frecuencias; del lado derecho se presenta la imagen después de someterla al proceso de expansión lineal de contraste.

3.4.2 Descripción estadística de áreas de entrenamiento.

En la figura 12 se presenta una demostración del módulo desarrollado para la estimación de parámetros estadísticos descriptivos de áreas de entrenamiento. Como puede observarse, en el interior de la imagen se encuentra delimitado con color amarillo un área rectangular; a partir de esta área, fueron estimados desde las primeras tres de las bandas espectrales de la escena, los parámetros estadísticos reportados en el cuadro de diálogo resultante.

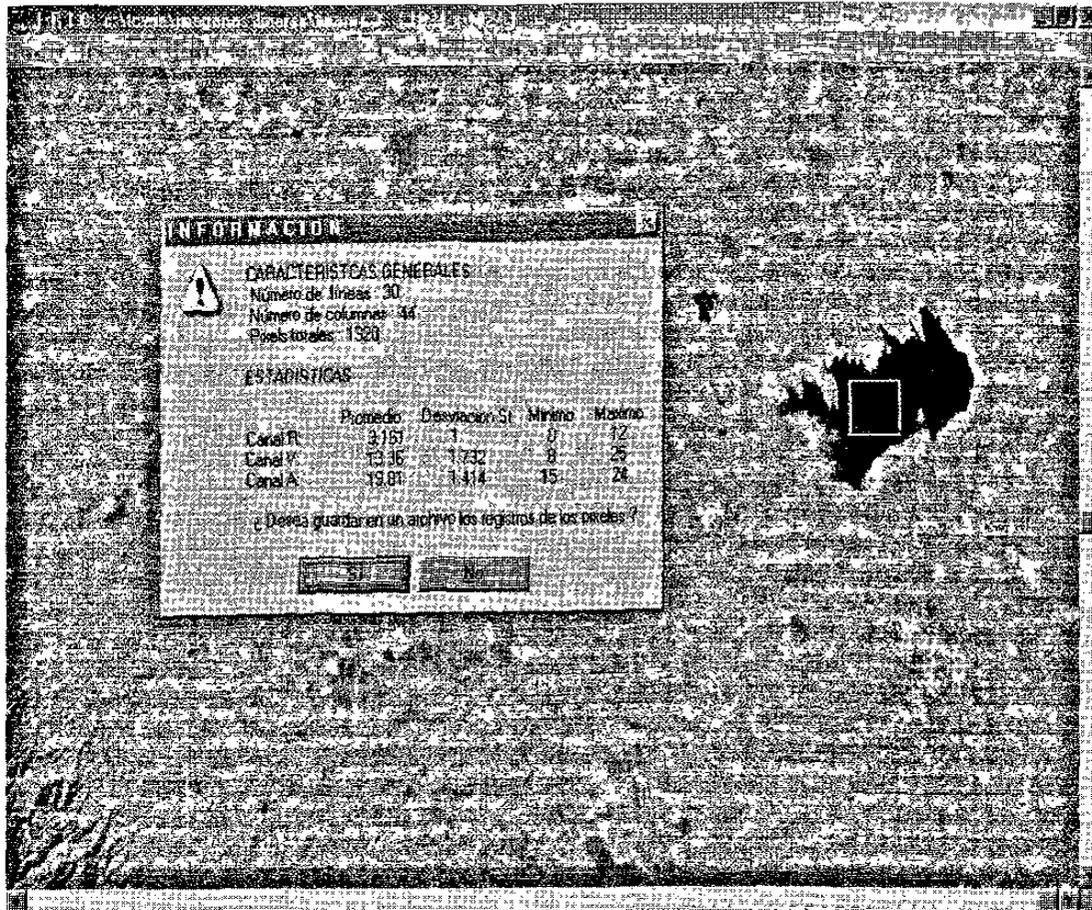


Figura 12. Módulo desarrollado en el programa de cómputo TRIO que permite estimar los parámetros estadísticos descriptivos de áreas de entrenamiento.

La información registrada en el cuadro de diálogo observado en la figura 12, muestra los parámetros estadísticos que permiten evaluar si el área seleccionada cumple con los requerimientos de homogeneidad para ser considerada como área de entrenamiento. Puede observarse que los rangos y valores de reflectividad promedios que fueron estimados en cada banda espectral, corresponden con los valores de reflectividad reportados para los cuerpos de agua; por lo cual, puede presumirse que el área seleccionada corresponde a cuerpos de agua; por su parte, los valores de desviación

estándar estimados para cada banda, reflejan poca variabilidad en los valores de reflectividad, por lo cual, puede suponerse que se trata de una sola clase de cobertura.

3.4.3 Corrección geométrica de imágenes digitales.

El ejemplo ilustrado por la figura 13, corresponde a la corrección geométrica realizada a la escena MSS antes descrita. En la parte derecha se observa la imagen original, a partir de la cual, con auxilio de cartografía, se seleccionaron un total de 15 puntos de control; el ajuste entre imagen y cartografía estimado fue de 0.85, esto supone un error de 67.15m, el cual puede considerarse como suficiente por ser inferior al tamaño de un pixel.

La imagen localizada en la parte izquierda de la figura 13, corresponde a la imagen corregida geoméricamente; obsérvese la transformación geométrica que dicha imagen presenta; la imagen corregida, quedó ubicada entre las coordenadas 410,000 y 465,000 este y, 2,737,700 y 2,787,000 norte, con un tamaño del pixel de 79m.

EFICIENCIA DEL PROGRAMA DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES DIGITALES TRIO EN LA EVALUACIÓN DE RECURSOS.

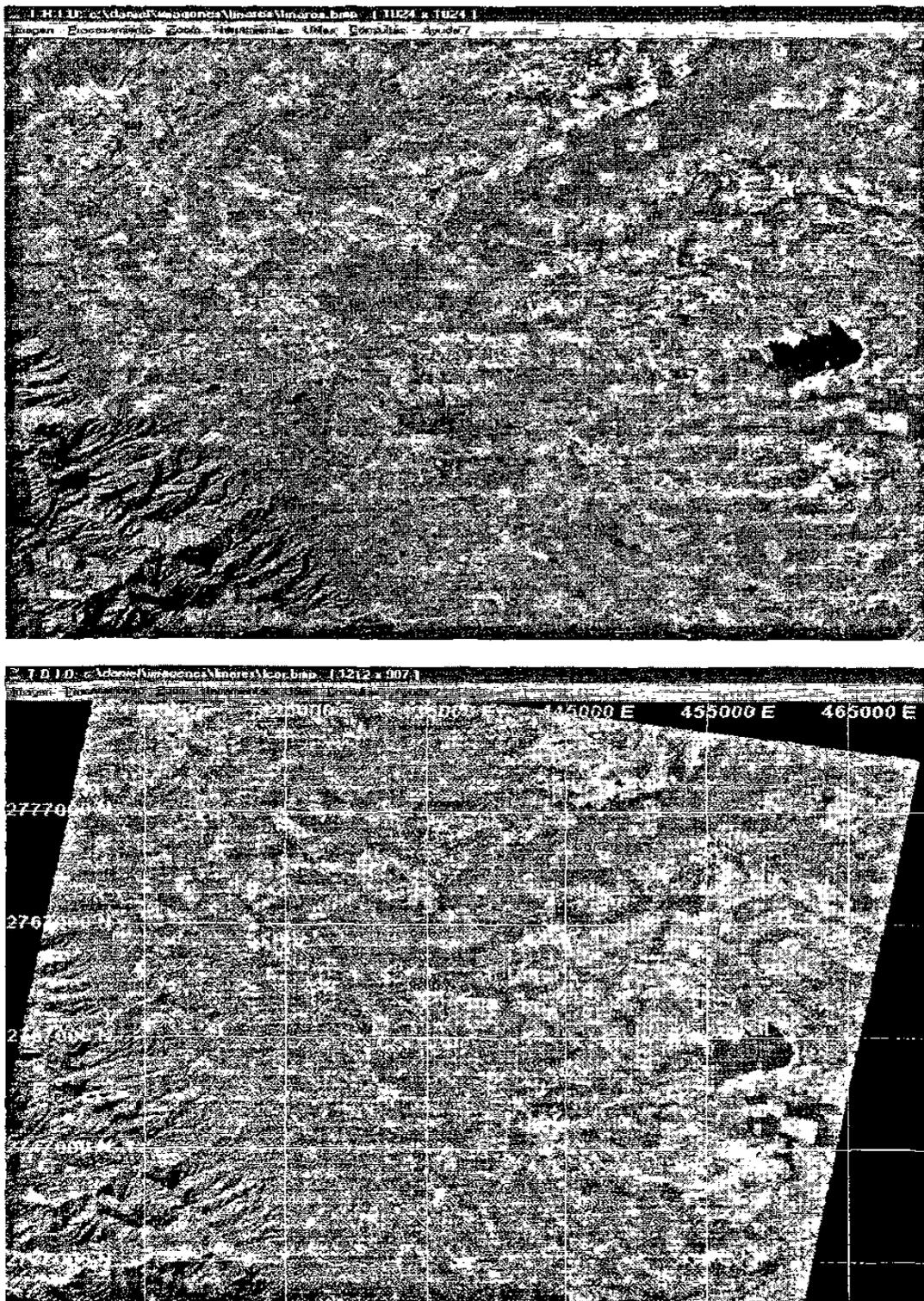


Figura 13. Corrección geométrica de la escena Landsat MSS (4, 3, 2); de donde en la parte superior se localiza la imagen original y en la parte inferior la imagen corregida.

CAPÍTULO IV

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

El procedimiento de clasificación digital recientemente desarrollado en el programa de cómputo TRIO, permitió integrar algunos criterios visuales de interpretación (tales como: forma, tamaño orientación, tono), con las propiedades numéricas de las imágenes digitales y arrojó niveles de precisión iguales ($t > 0.05$) a los obtenidos empleando técnicas tradicionales de fotointerpretación.

El tiempo estimado en la clasificación digital del área de estudio fue inferior ($t > 0.05$) al requerido en la clasificación visual, siendo éste último, aproximadamente el doble del primero. Por su parte, al ser deducidos los costos operativos en función del tiempo estimado para cada procedimiento de clasificación, lógicamente los correspondientes al procedimiento de clasificación visual representaron el doble de los cotizados para el procedimiento de clasificación digital.

El uso del procedimiento de clasificación digital, se sugiere en aquellos casos en los que se necesite obtener la información temática en el menor tiempo posible y que así mismo, se disponga del equipo de cómputo indispensable para el procesamiento de las imágenes. Por su parte, el procedimiento de clasificación visual es recomendable en aquellos casos en los que se disponga de más tiempo y de un presupuesto económico limitado.

Sea cual sea el procedimiento que se utilice, es importante tener presente que éstas técnicas deben ser consideradas como simples herramientas complementarias en la evaluación de recursos, de las cuales no se deberá depender de manera exclusiva

Los módulos incorporados al programa de cómputo TRIO (realce de contraste, clasificación no supervisada), hicieron posible la clasificación, cuantificación e interpretación de las clases deducidas, mientras que el módulo de corrección geométrica, brindó las facilidades para ubicar geográficamente en la imagen digital, los sitios de muestreo previamente establecidos en el área de estudio para su posterior verificación.

Durante el desarrollo de este trabajo de investigación, el programa de procesamiento de imágenes digitales TRIO, ha demostrado ser una útil herramienta en la investigación geográfica y de evaluación de recursos naturales, a nivel profesional y de bajos costos operativos. Ciertamente aún carece de opciones que para muchos investigadores resultan de gran utilidad (tales como: Índices de vegetación, análisis de componentes principales y otros criterios de clasificación), sin embargo es importante destacar, que este programa de cómputo se encuentra en sus etapas iniciales de desarrollo y que cada módulo que se va incorporando, se encuentra sustentado en las necesidades de investigación que continuamente se han ido presentando y en las valiosas sugerencias brindadas por los usuarios.

LITERATURA CITADA

- Aldrich, C.R.**, 1980, "Limits of aerial photography of multiresource inventories", In: Arid Land Resources Inventories Workshop; La Paz México; pp. 221-229.
- Congalton, R.G.**, 1988, "A comparison of sampling schemes used in generating error matrices for assesing the accuracy of maps generated from remotely sensed data": In: Photogrammetric Engineering and Remote Sensing; Vol 54; pp. 593 600.
- Chuvieco, E.**, 1990, "Fundamentos de Teledetección Espacial"; Ediciones Rialp, S.A; Madrid, España, 453 p.
- Dozier, J. & Strahler. A.**, 1983, "Gound investigations in support of remote sensing", In: Manual of Remote Sensing; 2ª Ed.
- Fitzpatrick-Lins, K.**, 1978, "Accuracy and consistency comparisons of land use and lands cover maps made from high-altitude photographs and Landsat multispectral imagery", In: Journal Research U.S. Geological Survey; Vol 6; pp. 975-982.
- Foody, G. M.**, 1992, "On the compensation fot chance agreement image classification accuracy assesment", In: Photogrammetric Engineering and Remote Sensing; Vol 58; pp. 1459-1460.
- Harrison, B.A. & D.L.B. Jup.**, 1990, "Introduction to Image Processing", CSIRO-Division of water Resources, Canberra, Australia, 256 p.

- Haack, B. & S. Jampoler.,** 1994, "Agricultural classification comparisons using Landsat thematic mapper data", In: ITC Journal; Vol. 2; pp. 113-118.
- Hernández, M. S.,** 1997, Determinación de los procesos Climo-pedo-geomorfológicos y agentes causantes de la desertificación en el Ejido "Loma Alta"; Inédito.
- Herrera, H. B.,** 1987, " Elementos de fotogrametría"; Edit Limusa; México D. F., 200 p.
- Jensen, R. J.,** 1986, "Introductory Digital Image Processing: A remote sensing perspective", Department of Goegraphy University of South Carolina; New Jersey, E.U.A., 379 p.
- Joshi, M. D. & B. Sahai.,** 1993 , "Mapping of salt-affected land in Saurashtra coast using Landsat satellite data"; In: International Journal Remote Sensing; Vol. 14, Núm. 10, pp 2563-2573
- Johnson G.R. & W.G. Rohde.,** 1980, "Landsat Digital Analisis Techniques required for Wildland Resource Classification", In: Arid Land Resources Inventories Workshop; La Paz México; pp. 204-213.
- Kalkhan, M. A. & R. M. Reich, & T. J. Stohlgren.,** 1998, "Assesing the accuracy of Landsat Thematic Mapper classification using double sampling", In: Remote Sensing; Vol 19; pp. 2050-2058.
- Kruglinski, J. D.,** 1994, "Inside Visual C++"; Edit. Microsoft., Redmont Washington, U.S.A, 762 p.

Mas, J. P. & I. Ramírez., 1996, "Comparison of land use classifications obtained by visual interpretation and digital processing", In: ITC Journal; Vol 3; pp. 278-283.

Novak, K., 1992, "Rectification of Digital Imagery", In: Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, Vol 58; pp. 339-344.

Núñez, L. D., 1995, "Uso de imágenes digitalizadas de video como herramienta de teledetección, en apoyo a la evaluación de los recursos naturales", Tesis de licenciatura. Escuela de Ciencias Forestales (U.J.E.D)-Intituto de Ecología; Durango, Dgo.

Palacio J.L. y G.L. Luna., 1994, "Clasificación espectral automática Vs clasificación visual"; Instituto de Geografía U.N.A.M. México D.F. Vol 29; pp. 25-39.

Porter, A., 1994, "Programación en C++ para Windows"; Edit Osborne-McGraw Hill; Madrid, España. 476 p.

Richards, J. A., 1986, "Remote Sensing Digital Image analysis"; Centre for remote sensing, and School of Electrical Engineering; Kensinton, Australia, 281 p.

Rosenfeld, G. H. 1982 "Sample design for estimating change in land use and land cover. " In: Photogrammetric Engineering and Remote Sensing; Vol 48; pp. 793-801.

Schildt, H., 1993, "Aplique Turbo C++ para Windows"; Edit McGraw Hill, Madrid, España, 269 p.

**Snedecor, G. W. y W.G. Cochran., 1982, "Métodos estadísticos"; Edit.
CECSA; México, D.F. pp. 469-510.**

ANEXOS

ANEXOS

Anexo 1. Matrices de confusión deducidas a partir de la clasificación digital realizada por un segundo intérprete; de donde a) corresponde a la matriz de confusión en la que se discriminaron hasta tres grados de cobertura aérea en matorral, y, b) corresponde a la fusión de las tres clases de coberturas de matorral.

a)

Clases	Deducidas							Total	Aciertos	% aciertos	% acuerdos
	SD	Aagr	MatBB	MatMD	MatAD	TME	BE				
Reales											
SD	3	1			1			5	3	60.00%	0.086
Aagr		10	4		3			17	10	58.82%	0.293
MatBB		1	1		1			3	1	33.33%	0.052
MatMD				0	3			3	0	0.00%	0.052
MatAD					5			5	5	100.00%	0.086
TME			2			2	7	11	2	18.18%	0.190
BE						1	10	11	10	90.91%	0.190
CA								3	3	100.00%	0.052
Total	3	12	7	0	13	3	17	58			
Aciertos	3	10	1	0	5	2	10	34			
% aciertos	100.00%	83.33%	14.29%	0.00%	38.46%	66.67%	58.82%	100.00%			
% acuerdos	0.052	0.207	0.121	0.000	0.224	0.052	0.293	0.052			

Fiabilidad media de la clasificación: 58.6207
Error estándar del muestreo: 3.75886 *Kappa* 0.50813
Intervalos de confianza con un nivel de probabilidad del 95%: 51.269 y 65.972

b)

Clases	Deducidas					Total	Aciertos	% aciertos	% acuerdos
	SD	Aagr	Matorral	TME	BE				
Reales									
SD	3	1	1			5	3	60.00%	0.086
Aagr		10	7			17	10	58.82%	0.293
Matorral		1	10			11	11	100.00%	0.190
TME			2	2	7	11	2	18.18%	0.190
BE				1	10	11	10	90.91%	0.190
CA						3	3	100.00%	0.052
Total	3	12	20	3	17	58			
Aciertos	3	10	10	2	10	38			
% aciertos	100.00%	83.33%	50.00%	66.67%	58.82%	100.00%			
% acuerdos	0.052	0.207	0.345	0.052	0.293	0.052			

Fiabilidad media de la clasificación: 65.51724
Error estándar del muestreo: 3.619869 *Kappa* 0.5697
Intervalos de confianza con un nivel de probabilidad del 95%: 58.4223 y 72.6122

SD, áreas desprovistas de vegetación, incluyendo caminos y áreas habitadas; **Aagr**, áreas destinadas a la agricultura; **Matorral**, vegetación característica del matorral espinoso tamaulipeco; **MatAD**, **MatMD** y **MatBD**, abundante, media y escasa cobertura aérea en la vegetación de matorral; **TME**, áreas de transición entre vegetación de matorral y bosque de encino; **BE**, bosque denso de encino; **CA**, cuerpos de agua.

ANEXOS

Anexo 2. Matrices de confusión deducidas a partir de la clasificación digital realizada por un tercer intérprete; de donde a) corresponde a la matriz de confusión en la que se discriminaron hasta tres grados de cobertura aérea en matorral, y, b) corresponde a la fusión de las tres clases de coberturas de matorral.

a)

Clases Reales	Deducidas								Total	Aciertos	% aciertos	% acuerdos
	SD	Aagr	MatBD	MatMD	MatAD	TME	BE	CA				
SD	2	2			1				5	2	40.00%	0.086
Aagr		12		3	2				17	12	70.59%	0.293
MatBD		1	1	1					3	1	33.33%	0.052
MatMD				3	1				4	3	75.00%	0.069
MatAD			1	1	3				5	3	60.00%	0.086
TME				2		3			11	3	27.27%	0.190
BE						2			10	8	80.00%	0.172
CA									3	3	100.00%	0.052
Total	2	15	2	10	7	5	14	3	58			
Aciertos	2	12	1	3	3	3	8	3	35			
% aciertos	100.00%	80.00%	50.00%	30.00%	42.86%	60.00%	57.14%	100.00%				
% acuerdos	0.034	0.259	0.034	0.172	0.121	0.086	0.241	0.052				

Fiabilidad media de la clasificación: **60.3448**
Error estandar del muestreo: **3.72549**
de probabilidad del 95% **53.0429** y **67.647**

Kappa **0.52**

b)

Clases Reales	Deducidas							Total	Aciertos	% aciertos	% acuerdos
	SD	Aagr	MatBD	MatM-AD	TME	BE	CA				
SD	2	2		1				5	4	80.00%	0.066
Aagr		12		5				17	10	52.94%	0.293
MatBD		1	1	1				3	2	100.00%	0.052
MatM-AD			1	8				9	3	33.33%	0.155
TME				2	3			11	6	45.45%	0.190
BE					2			10	8	80.00%	0.172
CA								3	3	100.00%	0.052
Total	2	15	2	17	5	14	3	58			
Aciertos	2	12	1	8	3	8	3	37			
% aciertos	100.00%	80.00%	50.00%	47.06%	60.00%	57.14%	100.00%				
% acuerdos	0.034	0.259	0.034	0.293	0.086	0.241	0.052				

Fiabilidad media de la clasificación: **63.7931** *Kappa* **0.55**
Error estandar del muestreo: **3.66013**
de probabilidad del 95% **56.61925** y **70.967**

Continúa

ANEXOS

c)

Clases Reales	Deducidas						Total	Aciertos	% aciertos	% acuerdos
	SD	Aagr	Matorral	TME	BE	CA				
SD	2	2	1				5	4	80.00%	0.086
Aagr		12	5				17	10	52.94%	0.293
Matorral		1	11				12	2	25.00%	0.207
TME			2	3	6		11	6	45.45%	0.190
BE				2	8		10	8	80.00%	0.172
CA						3	3	3	100.00%	0.052
Total	2	15	19	5	14	3	58			
Aciertos	2	12	11	3	8	3	39			
% aciertos	100.00%	80.00%	57.89%	60.00%	57.14%	100.00%				
% acuerdos	0.034	0.259	0.328	0.066	0.241	0.052				

Fiabilidad media de la clasificación: **67.2414**

Kappa **0.59**

Error estandar del muestreo: **3.57433**

Intervalos de confianza con un nivel

SD, áreas desprovistas de vegetación, incluyendo caminos y áreas habitadas; **Aagr**, áreas destinadas a la agricultura; **Matorral**, vegetación característica del matorral espinoso tamaulipeco; **MatAD**, **MatMD** y **MatBD**, abundante, media y escasa cobertura aérea en la vegetación de matorral; **TME**, áreas de transición entre vegetación de matorral y bosque de encino; **BE**, bosque denso de encino; **CA**, cuerpos de agua.

ANEXOS

Anexo 3. Relación de costos derivados del procedimiento de clasificación visual.

a) Costos de tipo operativo

Concepto	Precio Unitario	Cantidad	Subtotal
Fotografías aéreas	\$33.33	3	\$99.99
Papelería	\$75.00	1	\$75.00
¹ Salario asignado al intérprete por hora de trabajo	\$30.00	8.04	\$241.20
Total			\$416.19

b) Costos de inversión inicial

Concepto	Precio Unitario	Cantidad	Subtotal
² Planímetro digital Marca: Tamaya Modelo: Palnix 7	9,091.00	1	9,091.00
² Estereoscópio de espejos Modelo: 51118 Unidades focales con 1.8x de aumento Ajuste interpupilar de 56 - 74mm. Armazon de aluminio	\$8,900.00	1	\$8,900.00
Total			17,991.00

¹ Sueldo promedio para personal técnico calificado en la región de Linares, N.L. (\$4,800.⁰⁰ mensual).

² Precios consultados en la revista Forestry suppliers, Inc. más el 30% de gastos de importación y envío.

Los costos de inversión inicial, se refieren solamente a la adquisición del equipo mínimo indispensable, más no se consideran gastos fijos tales como : renta de local, servicios públicos ni de personal de apoyo.

Anexo 4. Relación de costos derivados del procedimiento de clasificación digital.

a) Costos de tipo operativo

Concepto	Precio Unitario	Cantidad	Subtotal
Fotografías aéreas	\$33.33	3	\$99.99
¹ Salario asignado al intérprete por hora de trabajo	\$30.00	3.96	\$118.80
Total			\$218.79

b) Costos de inversión inicial

Concepto	Precio Unitario	Cantidad	Subtotal
² PC Compaq Presario 1600-XL Procesador: Intel Celereon 500Mhz Memoria Ram: 64 Mb. Capacidad disco duro: 6.0 Mb. Unidad de CD-ROM Fax Modem 56 Kbps Monitor: SVGA 1024x760	\$23,499.00	1	\$23,499.00
² Escáner Mod: HP 5200C Cama plana resolución de 600 x 1200 dpi Puerto USB y paralelo	\$3,299.00	1	\$3,299.00
Programa de cómputo para procesamiento de imágenes TRIO.	\$5,000.00	1	\$5,000.00
Total			\$31,798.00

¹ Sueldo promedio de la región para personal técnico calificado (\$4,800.⁰⁰ mensual).

² Precios de lista de la empresa Office , en Monterrey, N.L.

Anexo 5. Relación de superficies estimadas en los procedimientos de clasificación visual y digital respectivamente.

a) Procedimiento de clasificación visual.

Clases temáticas identificadas	Intérprete No 1 Superficie en Km ²	Intérprete No 2 Superficie en Km ²	Intérprete No 3 Superficie en Km ²
<i>Vegetación de matorral</i>	6.13	5.89	5.90
<i>Áreas de uso agrícola</i>	6.99	5.28	6.35
<i>Área de transición entre matorral y bosque de encino</i>	2.77	2.67	
<i>Bosque de encino-pino</i>	4.78	5.35	7.99
<i>Suelos desnudos, áreas urbanas y caminos</i>	1.81	3.53	2.10
<i>Cuerpos de agua</i>	0.58	0.51	0.56
<i>Superficie total de la microcuenca</i>	23.06	23.23	22.90

b) Procedimiento de clasificación digital.

Clases temáticas identificadas	Intérprete No 1 Superficie en Km ²	Intérprete No 2 Superficie en Km ²	Intérprete No 3 Superficie en Km ²
<i>Vegetación de matorral</i>	6.11	6.99	7.95
<i>Áreas de uso agrícola</i>	6.1	4.34	4.40
<i>Área de transición entre matorral y bosque de encino</i>	2.18	2.39	1.85
<i>Bosque de encino-pino</i>	6.19	5.83	6.46
<i>Áreas habitadas, caminos y suelo desnudo</i>	1.9	2.99	1.88
<i>Cuerpos de agua</i>	0.65	0.60	0.59
<i>Superficie total de la microcuenca</i>	23.13	23.13	23.13

Anexo 6. Código fuente de los módulos desarrollados e incluidos en el programa de cómputo TRIO.

Módulo de referenciación geométrica

```
void TMjWindow::CorreccionGeom(RTMessage)
{
// Definición de variables
□
char M[150];
□
unsigned char _huge *BimaR;
□
unsigned char _huge *NBuffer;
□
HGLOBAL hglbR,hglbV;
□
double prom_X2, prom_Y, prom_X3;
□
long double sum_YX2,sum_YX3,sum_X2X3,sum_X2;
long double sum_Y, sum_X3;

double sum_Yc,sum_X2c,sum_X3c;
double M_11, M_12, M_13, M_23, M_22, M_33;
int Npts, h, caso,ResPIX,ResPIV,Banda,PEnt.Ent.Limite,reg_elim;

long Yr[9];
long X2r[9];
long X3r[9];
double XMap_Pix,YMap_Pix;
double RMS_Lin,RMS_Col,Lin_residual,Col_residual;
double C_NW, C_SE, L_NW,L_SE,MaxRMS;
long Vert_SEX, Vert_SEY,Vert_NWX, Vert_NWY;
long Col_x,Lin_y,o;
long bytes_read,bytes_write,NewSize;
double Col_est,Lin_est,NCol_est,NLin_est,RMS,Ajuste;
long Pos_NDO;
char ImageName[MAXPATH];
char InputText[3];
HCURSOR hcur;

strcpy(InputText,"1");
if ( GetApplication()->ExecDialog(new TInputDialog(this,"Corrección geográfica",
"Indique el nivel de error máximo permitido en unidad de pixeles",
InputText, sizeof InputText)) == IDOK )
{ Limite = atoi(InputText);
else { return; }
regrese:

/*Leer desde el archivo "temp.pn" la información almacenada después de
establecer los puntos de control en la imagen original.*/

ifstream read("temp.pn");
□
□
if (!read)
□
{ MessageBox(HWindow,"Error al intentar abrir archivo", "A V I S O",
MB_ICONSTOP); }

Npts=0;
while (!read.eof())
{ read >>Col[Npts] >> Fila[Npts] >> X_map[Npts] >> Y_map[Npts];
Npts=Npts+1;
}
read.close();

// Presentar los puntos de control en un cuadro de diálogo.
□
for (h=0;h<Npts ;h++)
{
sprintf(CC,"%d Lin: %d X: %d Y: %d\n",
Col[h],(nlin-Fila[h]),X_map[h],Y_map[h]);
strcat (STR,CC);
}
}
```

```
sprintf(CC,"%d PUNTOS DE CONTROL SIGNADOS",Npts);
MessageBox(HWindow,STR,CC,MB_ICONINFORMATION);

□
/**CONSTRUCCIÓN DE LOS MODELOS DE REGRESIÓN LINEAL
MULTIPLE *****/
□
/* En los siguientes dos casos: Yr se considera como una variable
dependiente de X2r y X3r en una regresión del tipo lineal múltiple, en el
primer caso, la variable dependiente corresponderá a las columnas y en el
segundo a líneas de los puntos de control inicialmente asignados.
En ambos casos se estiman los coeficientes correspondientes a cada
modelo de regresión */
□
caso=0;
□
do {
□
if(caso==0)
□
{
for (h=0;h<Npts ;h++)
{
Yr[h]=Col[h]; // Col como variable dependiente
X2r[h]=X_map[h];

X3r[h]=Y_map[h];
}
} //Col=B[0] + B[0]XMap + B[0]YMap
if(caso==1)
{
for (h=0;h<Npts ;h++)
{
Yr[h]=Fila[h]; // Fila como variable dependiente
X2r[h]=X_map[h];
X3r[h]=Y_map[h];
}
} //Lin=B[1] + B[1]XMap + B[1]YMap

sum_X2=0; sum_Y=0; sum_X3=0;
sum_YX2 = 0; sum_YX3 = 0; sum_X2X3 = 0;
sum_Yc = 0; sum_X2c = 0; sum_X3c = 0;

for (h=0;h<Npts ;h++)
{ // suma de cuadrados de variables Y, X2 y X3
sum_Yc = ( pow ( (double) Yr[h],2) ) + sum_Yc;
sum_X2c = ( pow ( (double) X2r[h],2) ) + sum_X2c;
sum_X3c = ( pow ( (double) X3r[h],2) ) + sum_X3c;
// suma de productos YX2, YX3 y X2X3
sum_YX2 = ( Yr[h]* X2r[h] ) +sum_YX2;
sum_YX3 = ( Yr[h]* X3r[h] ) +sum_YX3;
sum_X2X3 = ( X2r[h]* X3r[h] ) +sum_X2X3;
// Sumatoria de variables Y, X2 y X3
sum_Y = Yr[h] + sum_Y;
sum_X2 = X2r[h] + sum_X2;
sum_X3 = X3r[h] + sum_X3;
}

// promedio Y
prom_Y= (double) sum_Y/Npts;
// promedio X2
prom_X2= (double) sum_X2/Npts;
// promedio X3
prom_X3= (double) sum_X3/Npts;

M_11 = sum_Yc / (Npts * pow (prom_Y,2) );
M_22 = sum_X2c / (Npts * pow (prom_X2,2));
M_33 = sum_X3c / (Npts * pow (prom_X3,2));
M_12 = sum_YX2 / (Npts * prom_Y * prom_X2);
M_13 = sum_YX3 / (Npts * prom_Y * prom_X3);
M_23 = sum_X2X3 / (Npts * prom_X2 * prom_X3 );

// Estimación de coeficientes de regresión (b1, b2 y b3)
b2[caso] = ( (M_12*M_33)-(M_13*M_23) ) /
```

```

        ((M_22*M_33) - (pow (M_23,2)));
    }
    b3[caso] = ( (M_13*M_22)-(M_12*M_23) ) /
        ( (M_22*M_33) - (pow (M_23,2)));
    }
    b1[caso] = prom_Y - b2[caso]*( prom_X2) -
        b3[caso]*(double)prom_X3;

    caso++;
} while (caso < 2);

// cálculo del error medio cuadrático (RMS)

ofstream write("test.txt",ios::app);
if(!write)
    { MessageBox(HWindow,"Error al intentar abrir archivo",
        "P R E C A U C I O N", MB_ICCNSTOP);
        return;
    }

write <<"C" <<b1[0] <<" " <<b2[0] <<"X" <<b3[0] <<"Y" <<"\n";
write <<"L" <<b1[1] <<" " <<b2[1] <<"X" <<b3[1] <<"Y" <<"\n";
write.close();

for (h=0;h<Npts ;h++)
    {
    }
    Col_est = b1[0] + (b2[0]*X_map[h]) + (b3[0]*Y_map[h]);
    Col_residual = pow ( (Col[h] - Col_est),2 );
    RMS_Col = RMS_Col + sqrt (Col_residual);

    Lin_est = b1[1] + (b2[1]*X_map[h]) + (b3[1]*Y_map[h]);
    Lin_residual = pow ( (Fila[h] - Lin_est),2 );
    RMS_Lin = RMS_Lin + sqrt (Lin_residual);

    RMS = RMS + sqrt(Col_residual+Lin_residual);

    if ( sqrt(Col_residual+Lin_residual) > MaxRMS )
    {
        MaxRMS=sqrt(Col_residual+Lin_residual);
        Reg_elim=h;
    }
}

RMS_Col = RMS_Col/Npts;
RMS_Lin = RMS_Lin/Npts;
RMS = RMS/Npts;

// Cuadro de dialogo que muestra el promedio del RMS
{
    MessageBox(HWindow,M,"Información",MB_ICONINFORMATION);
    sprintf(M," Error en Columnas : %02f\n Error en Lineas : %02f\n
        Error medio (RMS): %02f", RMS_Col,RMS_Lin,RMS);

    if ( MessageBox(HWindow,M,"Evaluación de los modelos de
        regresión", MB_ICONINFORMATION|MB_YESNO)==IDYES)
    {
        /* Si el error permitido es superior al error estimado entonces se
        elimina el registro con el valor residual mas alto y se calculan de
        nuevo otros modelos de regresión */

        if (RMS>Limite)
        {
            if (MessageBox(HWindow, " EL error medio estimado es superior
                al error permitido\n Desea eliminar el registro con el valor
                residual mas elevado y generar otro modelo de regresión?",
                "ADVERTENCIA",MB_ICONQUESTION|MB_YESNO)==IDYES)

```

```

;
ofstream wr("temp.prt");
if (!wr)
    {
        MessageBox(HWindow,"Error al intentar abrir archivo",
            "A V I S O", MB_ICONSTOP);
    }
for (h=0;h<Npts ;h++)
    {
        if(h!=reg_elim)
        {
            wr<<Col[h]<<" " <<Fila[h]<<" ";
            wr<<X_map[h]<<" " <<Y_map[h]<<"\n";
        }
    }
wr.close();
goto regrese;
}
else {
    MessageBox(HWindow,"Favor de referenciar nuevamente los
        puntos de control", "A T E N C I O N", MB_ICONSTOP);
    return;
}

// Cuadro de diálogo que solicita el nombre del archivo de salida
if (GetApplication()->ExecDialog(new TFileDialog
    (this, SD_FILESAVE,strcpy(ImageName, ".cad"))) == IDOK )
    {
        // Coordenadas de vértice superior izquierdo (NW)
        sprintf (TransferVerticeNW.V_NWX,"405000");
        sprintf (TransferVerticeNW.V_NWY,"2787000");

        // Coordenadas de vértice inferior derecha (SE)
        sprintf (TransferVerticeNW.V_SEX,"465000");
        sprintf (TransferVerticeNW.V_SEY,"2725000");

        // Tamaño del pixel de salida
        strcpy (TransferVerticeNW.V_ResPix,"60");
        strcpy (TransferVerticeNW.V_ResPiy,"60");

        // Cuadro de diálogo que solicita entrada de datos
        if( GetApplication()->ExecDialog(new TVerticeNWDialog
            (this, VERTICE_NW))==IDOK)
        {
            Vert_NWX = atol(TransferVerticeNW.V_NWX);
            Vert_NWY = atol(TransferVerticeNW.V_NWY);
            Vert_SEX = atol(TransferVerticeNW.V_SEX);
            Vert_SEY = atol(TransferVerticeNW.V_SEY);
            ResPIX = atoi(TransferVerticeNW.V_ResPix);
            ResPIY = atoi(TransferVerticeNW.V_ResPiy);

            C_NW = b1[0]+(b2[0]*Vert_NWX) + (b3[0]*Vert_NWY);
            C_SE = b1[0]+(b2[0]*Vert_SEX) + (b3[0]*Vert_SEY);

            NCol_est = fabs(C_NW - C_SE);
            PEnt = (int) NCol_est;
            if( (NCol_est - PEnt) > 0.5)
            {
                NCol_est=PEnt+1;}else{NCol_est=PEnt;
            }
        }
    }
}

```

```

Ent= (int)NCol_est/4; //ajustar ncol a multiplo de 4
Ajuste= ((double)NCol_est/4) - Ent;

□
□ if(Ajuste!=0)
□ {
□ do {
□ NCol_est = NCol_est+1;
□ Ent= (int) NCol_est/4;
□ Ajuste = ((double)NCol_est/4) - Ent;
□ }while (Ajuste!=0);
□ }

L_NW = b1[1]+(b2[1]*Vert_NWX) + (b3[1]*Vert_NWY);
L_SE = b1[1]+(b2[1]*Vert_SEX) + (b3[1]*Vert_SEY);

NLin_est =fabs( L_NW - L_SE);
PEnt = (int) NLin_est;
if( (double)(NLin_est - PEnt) > 0.5)
{
NLin_est=PEnt+1;}else{NLin_est=PEnt;
}

□
□ sprintf(M,"Caracteristicas de la imagen que será corregida:
□ \nColumnas: %d \nLineas: %d \nVértice (NW) \nNorte: %d
□ Oeste: %d \nTamaño de pixel: %d", (int)NCol_est,NLin_est,
□ Vert_NWX, Vert_NWY,ResPIX);
□
□ MessageBox(HWindow,M,"I N F O R M A C I O N",
□ MB_ICONINFORMATION);
□
□
□ NewSize = NCol_est * NLin_est;
□
□ Banda=0;
□ do{
□ punto=strok(fileName,".");
□ if ( Banda==0 ) strcat(punto,"1");
□
□ if ( Banda==1 ) strcat(punto,"2");
□
□ if ( Banda==2 ) strcat(punto,"3");
□
□ if ( Banda==3 ) strcat(punto,"4");
□
□ strcpy(fileName, punto);

□
□ fr = open(fileName,O_RDONLY);
□ if (fr==1)
□ {
□ MessageBox(HWindow, "Ha ocurrido un fallo al intentar
□ leer archivos fuente", "E R R O R", MB_ICONSTOP);
□ return;
□
□ }
□
□ // se asigna memoria para leer archivos de origen
□ hglbV = GlobalAlloc(GHND,(DWORD)NewSize);
□ NBuffer = (unsigned char _huge*)GlobalLock(hglbV);

□
□ hglbR = GlobalAlloc(GHND,(DWORD)Pixeltot);
□ BlmaR = (unsigned char _huge*)GlobalLock(hglbR);

□
□ if ((BlmaR==NULL) || (NBuffer==NULL))
□ {
□ MessageBox (HWindow,"No hay memoria disponible",
□ "ADVERTENCIA", MB_ICONEXCLAMATION);
□
□ return;
□
□ }
□
□
□

```

```

bytes_read = _hread(fr,BlmaR,Pixeltot);
□
□ if(bytes_read==1)
□ {
□
□ sprintf (M,"Banda %d no encontrada",Banda+1);
□ MessageBox(HWindow, M,"A T E N C I O N",
□ MB_ICONSTOP);
□
□ return;
□
□ }
□
□
□ // Newsize resulta ser el total de pixeles de la imagen por
□ corregir
□
□ for (o=0;o<NewSize;o++)
□ {
□ // coordenadas en columna y línea
□
□ Lin_y = (o / NCol_est);
□ Col_x = o - (NCol_est*Lin_y);
□ Lin_y = NLin_est - Lin_y;
□
□
□
□ /*Se estiman las coordenadas UTM (XY) para cada pixel de la
□ imagen por corregir, tomando como referencia el vértice (NW)
□ y el tamaño asignado al pixel de salida. */
□
□ XMap_Pix = Vert_NWX + ( Col_x * ResPIX);
□
□ YMap_Pix = Vert_NWY - ( Lin_y * ResPIX);
□
□
□
□ /* Se estima la posición en columnas y líneas que serán
□ usadas para localizar los ND de la imagen original */
□
□
□ Col_est = b1[0] + (b2[0]*XMap_Pix) + (b3[0]*YMap_Pix);
□
□ //busca el valor entero mas próximo en columnas
□
□ PEnt = (int) Col_est;
□ if( (double)(Col_est - PEnt) > 0.5 )
□ {
□ Col_est=PEnt+1;
□ } else{ Col_est = PEnt;}
□
□
□
□ Lin_est = b1[1] + (b2[1]*XMap_Pix) + (b3[1]*YMap_Pix);
□ //busca el valor entero mas próximo en líneas
□ PEnt = (int) Lin_est;
□ if( (double)(Lin_est - PEnt) > 0.5 )
□ {
□ Lin_est = PEnt+1;
□ }else{ Lin_est = PEnt; }
□
□
□ // Se estima la posición del pixel cuyo ND será colocado en
□ imagen corregida
□ Pos_NDO = (Lin_est * ncol ) + Col_est;

□
□ /* Si las coordenadas (col, lin) estimadas se encuentran
□ dentro del rango-definido por el tamaño original de la imagen,
□ entonces con estas coordenadas estimadas, se busca el ND
□ del pixel ubicado en la imagen original y se coloca en la
□ posición correspondiente de la imagen corregida */
□
□ if ( ((Col_est>=0)&&(Col_est<ncol)) &&
□ ((Lin_est>=0)&&(Lin_est<nlin)) )
□ {
□
□
□ NBuffer[o] = (unsigned int)BlmaR[Pos_NDO];
□
□ }
□
□

```

```

// En caso contrario el ND se iguala a 0 (negro)
else { NBuffer[o] = 0; }
}
// Prepara el nombre del archivo que guardará la imagen
corregida
punto = strtok(ImagenName, ".");
if (Banda==0) strcat(punto, ".1"); //para banda 1
if (Banda==1) strcat(punto, ".2"); //para banda 2
if (Banda==2) strcat(punto, ".3"); //para banda 3
if (Banda==3) strcat(punto, ".4"); //para banda 4
strcpy(ImageName, punto);
sprintf(M, "Desea corregir banda # %d", Banda+1);
if (MessageBox(HWindow, M, "ATENCIÓN",
MB_ICONQUESTION|MB_YESNO)==IDYES)
{
fv = open(ImageName, O_CREAT|O_EXCL, S_IWWRITE);
if (fv==1)
{
if (MessageBox(HWindow, "Archivo ya existe \n
¿Desea sobrescribirlo?", "ATENCIÓN",
MB_ICONQUESTION|MB_YESNO)==IDYES)
{
fv = _open(ImageName,
O_CREAT|O_TRUNC|O_RDWR);
} else {return;}
}
}
bytes_write = _hwrite(fv, NBuffer, NewSize);
if (bytes_write==1)
{
MessageBox(HWindow, "Ha ocurrido un error al
intentar escribir el archivo", "ATENCIÓN",
MB_ICONSTOP);
return;
}
}
close(fr);
GlobalUnlock(hglbR); GlobalFree(hglbR);
close(fv);
GlobalUnlock(hglbV); GlobalFree(hglbV);
} else
{
GlobalUnlock(hglbR); GlobalFree(hglbR);
GlobalUnlock(hglbV); GlobalFree(hglbV);
close(fv);
return;
}
SetCursor(hcur);
Banda++;
} while (Banda<3);
// Crea los archivos de atributos de la imagen corregida
punto = strtok(ImagenName, ".");
strcat(punto, ".cad");
strcpy(ImageName, punto);
ofstream w(ImageName);
w<<"T";
for (h=0; h<78; h++)
{ w<<" "; }
w<<"0001";
if (NLin_est<1000)
{
w<<"0"<<NLin_est;

```

```

} else{w<<NLin_est;
}
w<<"0001";
if (NCol_est<1000)
{
w<<"0"<<NCol_est;
} else{w<<NCol_est;
}
w<<"\n";
w<<ResPIX<<"<<ResPLY<<"<<Vert_NWX <<"<<Vert_NWY;
MessageBox(HWindow, "Bandas corregidas exitosamente",
"ATENCIÓN", MB_ICONINFORMATION);
// cierra cuadro de dialogo de entrada de los vertices NW y SE
// cierra cuadro de dialogo para salvar archivos
// cierra cuadro de dialogo donde se evalúa el modelo de regresión
}

```

Módulo de clasificación no supervisada

```
// Esta función se ejecuta al seleccionar la opción de menú "Clasificar imagen"
void TMyWindow::ClasifNSuperv(RTMessage)
{
    // Definición de variables
    unsigned int Rango_class,Max,nclass,clase;
    unsigned char m;
    unsigned long SizeImage,o;
    HANDLE hloc, hlocBF;
    BITMAPINFO *BitmapInfo;
    BITMAPFILEHEADER *BitmapFileH;
    HCURSOR hcur;
    unsigned char _huge *BimaR;
    unsigned char _huge *Buffer;
    HGLOBAL hglbR, hglb;
    double pcto;
    char InputText[3],M[25], S[950];
    unsigned int Az,Ver,Ro,col;
    int fa,l,Msg,Msg2;

    // Paleta de colores
    RGBQUAD argbq[ ]=
    {
        {191, 15, 19}, {255, 23, 23}, {252, 95, 41}, {251, 126, 2},
        {254,166, 86}, {251,193, 40}, {255,255, 0}, {154, 255, 2},
        { 0,255, 0}, { 24, 254,156}, { 0, 254,254}, { 9, 175, 255},
        { 0, 0, 255}, { 14, 0, 136}, {168,32,157}, { 94, 23, 29},
        { 0, 0, 0}, {155, 38,105}, {112, 3, 6}, { 34, 70, 94},
        { 64, 64, 64}, {128,128,128}, {255,255,255}, { 0, 0, 0},
    };

    // Cuadro de diálogo que solicita el número de categorías a discriminar de la imagen //
    strcpy(InputText,"");
    do{
        if ( GetApplication()->ExecDialog(new TInputDialog(
            this,"Clasificación No Supervisada", "Numero de clases
            deseadas ? (2 - 20)", InputText, sizeof InputText)) == IDOK )
        {
            nclass = atoi(InputText);
        }
        else { return; }
    } while( (nclass>30) || (nclass<1) );

    // Se estima el rango por clase
    Rango_class = 256/nclass;
    Max=255;
    // cuadro de diálogo que indica el número de clases y u correspondiente rango.//
    sprintf(M,"clases: %d Rango por clase: %d",nclass,Rango_class);
    MessageBox (HWindow, M, "INFORMACION",
        MB_ICONEXCLAMATION);

    //construcción de los intervalos de clases
    for (i=0;i<nclass;i++)
    {
        R_Max[i]=Max;
        R_Min[i]=R_Max[i] - Rango_class;
        Max = R_Min[i];
    }
    R_Min[nclass-1] = 0;

    // se presentan los intervalos de clase en un cuadro de diálogo
```

```
    sprintf(S," \n",2);
    sprintf(M,"Clase Minimo Máximo\n" ,(i+1),R_Min[i],R_Max[i]);
    strcat(S,M);

    for (i=0;i<nclass;i++)
    {
        sprintf(M," %d %d %d\n" ,(i+1),R_Min[i],R_Max[i]);
        strcat(S,M);
    }
    MessageBox (HWindow,S,"Clases obtenidas",
        MB_ICONINFORMATION);

    // Pregunta si se desea dividir el rango de alguna clase
    Msg = MessageBox (HWindow,"Desea dividir el rango de alguna
        clase ?", "INFORMACION", MB_ICONEXCLAMATION|
        MB_YESNOCANCEL);

    if (Msg==IDYES)
    {
        ATRAS:
        //indicar el número de la clase que se le modificará el rango
        strcpy(InputText,"");

        do{
            if ( GetApplication()->ExecDialog(new TInputDialog(this," División
                de una clase", "Indique la clase que desea dividir", InputText,
                sizeof InputText)) == IDOK )
            {
                clase = atoi(InputText);
            }
            else { return; }
        } while (( clase>nclass) || (clase<1));

        // se incrementa una clase mas
        nclass++;

        l=0;
        for (i=0;i<nclass;i++)
        {
            if (i>=clase)
            {
                R_Max[nclass-1] = R_Max[(nclass-1)-1];
                R_Min[nclass-1] = R_Min[(nclass-1)-1];
                l=l+1;
            }
        }
        Rango_class = ((R_Max[clase] - R_Min[clase])/2);
        R_Max[clase] = R_Max[clase];
        R_Min[clase] = R_Max[clase]-Rango_class;
        R_Max[clase+1] = R_Min[clase];
        R_Min[clase+1] = R_Max[clase+1]-Rango_class;
        R_Min[nclass-1] = 0;

        sprintf(S," \n",2);
        sprintf(M," Clase Minimo Máximo\n",33);
        strcat(S,M);

        for (i=0;i<nclass;i++)
        {
            sprintf(M," %d %d %d\n" ,(i+1),R_Min[i],R_Max[i]);
            strcat(S,M);
        }
        sprintf(M," \n \n ¿ Desea dividir alguna otra clase ?",37);
        strcat(S,M);

        Msg2 = MessageBox (HWindow,S,"Información de las clases
            obtenidas", MB_ICONQUESTION|MB_YESNOCANCEL);
        if (Msg2==IDYES){ goto ATRAS; }
        if (Msg2==IDCANCEL){ return; }
    }
    if (Msg==IDCANCEL){return;}

    // se prepara para leer el archivo con los ND de la imagen
    fr = open(FileName,O_RDONLY);
    if (fr==1)
    {
```

```

    {
        MessageBox(HWindow, "Ha ocurrido un error","E R R O R",
            MB_ICONSTOP);
    }
    return;
}
// pixels totales de la imagen
SizelImage=(unsigned long)nlin*ncol;

// se asigna memoria a la variable que leerá la imagen
hgIbR = GlobalAlloc(GHND,(DWORD)Pixeltot);
BlmaR = (unsigned char *_huge*)GlobalLock(hgIbR);

hgIb = GlobalAlloc(GHND,(DWORD)Pixeltot);
Buffer = (unsigned char *_huge*)GlobalLock(hgIb);

if ((BlmaR==NULL) || (Buffer==NULL))
{
    MessageBox (HWindow,"No hay memoria disponible",
        "ADVERTENCIA", MB_ICONEXCLAMATION);
    return;
}

// Se procede a la lectura de la imagen y se almacena en la variable
BimaR //
_hread(fr,BlmaR,Pixeltot);
DragDC=GetDC(HWindow);

// Se examina cada pixel de la imagen para determinar en que categoría
queda clasificada.//
for (i=0;i<nlin;i++)
{
    for (j=0;j<ncol;j++)
    {
        for (m=0;m<nclass;m++)
        {
            if ((BlmaR[i*ncol+j]>=R_Min[m]) &&
                (BlmaR[i*ncol+j]<=R_Max[m]))
            {
                SetPixel(DragDC,j,nlin-i, PALETTE_RGB
                    (argbq[m].rgbRed, argbq[m].rgbGreen,
                    argbq[m].rgbBlue));
            }
        }
        //Construcción del mapa de clases
        Buffer[(i*ncol)+j] = m;
        //Cuento de pixeles por clase
        Count[m] = Count[m]+1;
        goto CAMBIO;
    } //if
} //for m
CAMBIO:
} //for j
} //for i
close (fr);

ReleaseDC(HWindow,DragDC);
SetCursor(hcur);

// Se guarda el mapa de clasificación en un archivo gráfico formato Bitmap
if (GetApplication()->ExecDialog(new TFileDialog
    (this, SD_FILESAVE, strcpy(BmpName, ".bmp"))) == IDOK )
{
    hcur = SetCursor(LoadCursor(NULL, IDC_WAIT));
    // crear estructuras para bitmap
    // estructura BitmapFileHeader
    hlocBF = LocalAlloc(LMEM_ZEROINIT | LMEM_MOVEABLE,
        sizeof(BITMAPFILEHEADER));
    BitmapFileH = (PBITMAPFILEHEADER) LocalLock(hlocBF);

```

```

    BitmapFileH->biType = 19778;
    BitmapFileH->biSize = SizelImage+54+1024;
    BitmapFileH->biReserved1 = 0;
    BitmapFileH->biReserved2 = 0;
    BitmapFileH->biOffBits = 1078;

    //estructura BitmapInfoHeader
    hloc = LocalAlloc(LMEM_ZEROINIT | LMEM_MOVEABLE,
        sizeof(BITMAPINFOHEADER) + (sizeof(RGBQUAD) * 256));
    BitmapInfo = (PBITMAPINFO) LocalLock(hloc);
    BitmapInfo->bmiHeader.biSize = 40;
    BitmapInfo->bmiHeader.biWidth = PixelWidth;
    BitmapInfo->bmiHeader.biHeight = PixelHeight;
    BitmapInfo->bmiHeader.biPlanes = 1;
    BitmapInfo->bmiHeader.biBitCount = 8;
    BitmapInfo->bmiHeader.biCompression = BI_RGB;
    BitmapInfo->bmiHeader.biSizeImage = SizelImage;
    BitmapInfo->bmiHeader.biXPelsPerMeter = 0;
    BitmapInfo->bmiHeader.biYPelsPerMeter = 0;
    BitmapInfo->bmiHeader.biClrUsed = 256;
    BitmapInfo->bmiHeader.biClrImportant = nclass;

    for (i=0;i<nclass;i++)
    {
        BitmapInfo->bmiColors[i].rgbBlue = argbq[i].rgbBlue;
        BitmapInfo->bmiColors[i].rgbGreen = argbq[i].rgbGreen;
        BitmapInfo->bmiColors[i].rgbRed = argbq[i].rgbRed;
        BitmapInfo->bmiColors[i].rgbReserved = 0;
    }

    for (i=nclass;i<255;i++)
    {
        BitmapInfo->bmiColors[i].rgbBlue = 0;
        BitmapInfo->bmiColors[i].rgbGreen = 0;
        BitmapInfo->bmiColors[i].rgbRed = 0;
        BitmapInfo->bmiColors[i].rgbReserved = 0;
    }

    fa = open(BmpName,O_WRONLY|O_CREAT|O_EXCL,S_IWRITE);
    if (fa==1)
    {
        if (MessageBox(HWindow, "El archivo ya existe \nDesea
            sobrescribirlo","INFORMACION",MB_ICONQUESTION
                (MB_YESNO))==IDYES)
        {
            fa = open(BmpName,O_WRONLY|O_CREAT|O_TRUNC,S_IWRITE);
        }
        if (fa==1)
        {
            MessageBox(HWindow, "Ha ocurrido un error","E R R O R",
                MB_ICONSTOP);
            return;
        }
    }
    //Almacenar en el archivo las estructuras que componen un Bitmap
    _write(fa, BitmapFileH, 14);
    _write(fa, BitmapInfo, 1064);
    //Almacenar la información del bitmap (bits)
    _hwrite(fa, Buffer, Pixeltot);

    //Librar memoria de variables
    close (fa);
    LocalUnlock(hloc); LocalFree(hloc);
    LocalUnlock(hlocBF); LocalFree(hlocBF);
    GlobalUnlock(hgIbR); GlobalFree(hgIbR);
    GlobalUnlock(hgIb); GlobalFree(hgIb);

    //crear archivo de con información relativa a la clasificación
    punto=strtok(BmpName, ".");
    strcat(punto, ".dat");

```

```

strcpy(BmpName, punto);

ofs(ream crear(BmpName);
if(!crear)
{
    MessageBox(HWindow,"Ha ocurrido un error"," E R R O R ",
              MB_ICONSTOP);
}
return;
}
}
crear <<Res_X<<" "<<Res_Y<<" "<<Vert_W<<" "<<Vert_N<<"\n";
}

for (i=0;i<nclass;i++)
{
    pcto=(double)(Count[i]*100)/Pixeltot;
    gcvt(pcto,5,M);
    crear <<(i+1)<<" ";
    crear <<"Clase"<<(i+1)<<" ";
    crear <<Count[i]<<" "; // Contador de Pixels
    crear <<M<<" ";
    crear <<(argbq[i].rgbRed*1)<<" ";
    crear <<(argbq[i].rgbGreen*1)<<" ";
    crear <<(argbq[i].rgbBlue*1)<<" ";
}
    crear <<(unsigned int) R_Max[i]<<" ";
    crear <<(unsigned int) R_Min[i]<<" ";

    crear <<"S/C"<<"\n";
}
}
}
crear.close();
SetCursor(hcur);
} //cuadro de diálogo de salvar
}

```

Módulo de ajuste lineal de contraste

```

void TMyWindow::GetPictureData(int fq, HANDLE BitsHandle, long
BitsByteSize)
{
    // definición de variables
    unsigned char _huge* Bits;
    long Bytes;
    unsigned int Max, Min, ND, m, x, Nv;
    unsigned long h;
    unsigned int NV[255];
    long Frec[255];
    int aviso,mm;
    HCURSOR hcur;

    hcur = SetCursor(LoadCursor(NULL, IDC_WAIT));

    // Se asigna memoria a la variable en la que se leerán los valores
    originales de la imagen (Bits)
    Bits = (unsigned char _huge*)GlobalLock(BitsHandle);
    if(Bits==NULL)
    {
        MessageBox (HWindow,"Fallo de memoria ", "E R R O R",
        MB_ICONSTOP);
        return;
    }

    // Se procede a la lectura de la imagen
    Bytes = _hread(fq, (LPSTR)Bits, BitsByteSize);
    if (Bytes==1)
    {
        MessageBox(HWindow,"Ha ocurrido un error al intentar leer la
        imagen", "E R R O R", MB_ICONSTOP);
        return;
    }
    close (fq);

    SetCursor(hcur);

    // Cuadro de diálogo en el que se interroga al usuario si desea efectuar un
    ajuste de expansión de contraste.
    aviso = MessageBox(HWindow,"Desea aplicar algún ajuste de
    contraste en esta imagen ?", "A T E N C I O N
    ", MB_ICONQUESTION | MB_YESNO);

    if (aviso==IDNO) { GlobalUnlock(BitsHandle);
    InvalidateRect(HWindow, NULL, TRUE);}
    if (aviso==IDYES)
    {
        GetApplication()->ExecDialog(new TContrastDialog(this,
        CONTRASTE_1));

        if(TransferContrast.P_ExpLin==TRUE)
        {
            // cuadro de dialogo en el que se solicitan entrada de datos.

            GetApplication()->ExecDialog(new TContrast2Dialog(this,
            CONTRASTE_2));

            hcur = SetCursor(LoadCursor(NULL, IDC_WAIT));
        }
    }
}

```

```

    Max = atoi(TransferContrast2.V_Max);
    Min = atoi(TransferContrast2.V_Min);

    for (h=0;h<Pixeltot;h++)
    {
        // ND corresponde a el valor original de cada pixel de la imagen
        ND=Bits[h];
        // Se aplica ecuación de expansión lineal de contraste
        Nv = double(double(ND - Min)/double(Max-Min))*255;
        if (Nv>255){ Nv=255; }

        // se almacenan datos ajustados en la variable (Bits)
        Bits[h]=Nv;
    }
    // se libera memoria
    Cursor(hcur);
    GlobalUnlock(BitsHandle);
    InvalidateRect(HWindow, NULL, TRUE);
}

```

Módulo para estimar parámetros estadísticos descriptivos de áreas de entrenamiento

```

void TMyWindow::Estadisticos()
{
    char strdR[25], strdV[25], strdA[25];
    char strm[25], strM[25], strct[25], strV[25], strA[25], strR[50];
    char N[750], M[300], O[200];
    unsigned char _huge* BufferR;
    unsigned char _huge* BufferV;
    unsigned char _huge* BufferA;
    unsigned char *lec1;
    unsigned char *lec2;
    unsigned char *lec3;
    long m,x_X1,x_X2,y_Y1,y_Y2;
    long SumA, SumV, SumR;
    double PromA, PromV, PromR, Var;
    double DesvR, DesvV, DesvA, VarR, VarV, VarA;
    int MinR, MinV, MinA, MaxR, MaxV, MaxA;

    // se preparan los archivos correspondientes a las primeras tres
    bandas de la imagen.//

    // banda 3
    punto = strtok(FileName, ".");
    strcat(punto, ".3 ");
    strcpy(FileName, punto);
    fr = open(FileName, O_RDONLY);

    // banda 2
    punto = strtok(FileName, ".");
    strcat(punto, ".2 ");
    strcpy(FileName, punto);
    fv = open(FileName, O_RDONLY);

    // banda 1
    punto = strtok(FileName, ".");
    strcat(punto, ".1 ");
    strcpy(FileName, punto);
    fa = open(FileName, O_RDONLY);

    if ((fa==1) || (fv==1) || (fr==1))
    {
        MessageBox(HWindow, "Error imposible de continuar debido a la
        ausencia de alguno de los archivos", "ADVERTENCIA",
        MB_ICONSTOP);
        return;
    }
}

```

```

// Coordenadas de sección rectangular delimitada (X1,Y1) y (X2,Y2)
x_X1=(long)Punto1.x; y_Y1=(long)Punto1.y;
x_X2=(long)Punto2.x; y_Y2=(long)Punto2.y;

// número de columnas de la sección de imagen delimitada
nk= x_X2-x_X1;

// número de líneas de la porción de imagen seleccionada
nl= y_Y2-y_Y1;

// Total de píxeles incluidos en la sección de imagen
Rect=nl*nk;

//Asignación de memoria a variables.//
// banda 3
GlobalCompact(-1);
hglbR = GlobalAlloc(GHND,(DWORD)Rect);
GlobalSize(hglbR);
BufferR = (unsigned char _huge*)GlobalLock(hglbR);

//banda 2
GlobalCompact(-1);
hglbV = GlobalAlloc(GHND,(DWORD)Rect);
GlobalSize(hglbV);
BufferV = (unsigned char _huge*)GlobalLock(hglbV);

// banda 1
GlobalCompact(-1);
hglbA = GlobalAlloc(GHND,(DWORD)Rect);
GlobalSize(hglbA);
BufferA = (unsigned char _huge*)GlobalLock(hglbA);

if( (BufferR==NULL) || (BufferV==NULL) || (BufferA==NULL) )
{
    MessageBox (HWindow,"No hay memoria disponible",
                "ADVERTENCIA", MB_ICONEXCLAMATION);
    return;
}

//Asignación de memoria a variables
lec1=(unsigned char *)malloc(ncol);
lec2=(unsigned char *)malloc(ncol);
lec3=(unsigned char *)malloc(ncol);

if( (lec1==NULL) || (lec2==NULL) || (lec3==NULL) )
{
    MessageBox (HWindow,"No hay memoria disponible",
                "ADVERTENCIA", MB_ICONEXCLAMATION);
    return;
}

// se ubica la posición (X1,Y1) del área seleccionada de la imagen
lseek(fr,(long)ncol*y_Y2,SEEK_SET);
lseek(fv,(long)ncol*y_Y2,SEEK_SET);
lseek(fa,(long)ncol*y_Y2,SEEK_SET);

for (i=0;i<nl;i++)
{
    // Se procede a leer por líneas el área de la sección
    _hread(fr,lec1,ncol);
    _hread(fv,lec2,ncol);
    _hread(fa,lec3,ncol);

    for (j=0;j<nk;j++)
    {
        // Se transfieren los datos leídos en variables
        BufferR[(long)(nk)*i+(long)j]=lec1[j+(int)x_X1];
        BufferV[(long)(nk)*i+(long)j]=lec2[j+(int)x_X1];
        BufferA[(long)(nk)*i+(long)j]=lec3[j+(int)x_X1];
    }
}

// se libera memoria
close(fr); close(fv); close(fa);
free(lec1); // libera Buffer lec1
free(lec2); // libera Buffer lec1
free(lec3); // libera Buffer lec1

SumR = 0; SumV = 0; SumA = 0;
MinR = 260; MinV = 260; MinA = 260;
MaxR = 0; MaxV = 0; MaxA = 0;

// Se calculan los parámetros estadísticos descriptivos
// promedio, varianza, desv. estándar mínimos y máximos

```

```

for (m=0; m<Rect; m++)
{
    // Se extraen los datos para proceder al cálculo.
    Rojo=(unsigned int)BufferR[m];
    Verde=(unsigned int)BufferV[m];
    Azul=(unsigned int)BufferA[m];
    // Sumatoria de los datos encontrados en cada banda.
    SumR= SumR+Rojo;
    SumV= SumV+Verde;
    SumA= SumA+Azul;
    // Obtención de máximos para cada banda
    if ( MinR > Rojo ) { MinR = Rojo; }
    if ( MinV > Verde ) { MinV = Verde; }
    if ( MinA > Azul ) { MinA = Azul; }
    // Obtención de mínimos para cada banda
    if ( MaxR < Rojo ) { MaxR = Rojo; }
    if ( MaxV < Verde ) { MaxV = Verde; }
    if ( MaxA < Azul ) { MaxA = Azul; }
}

// Obtención de los promedios para cada banda
PromR = double (SumR)/Rect;
PromV = double (SumV)/Rect;
PromA = double (SumA)/Rect;

// obtención de desviación estándar
for (m=0; m<Rect; m++)
{
    Rojo=(unsigned int)BufferR[m];
    Verde=(unsigned int)BufferV[m];
    Azul=(unsigned int)BufferA[m];

    // Sumatoria de las diferencias entre los valores observados y los
    // promedios correspondientes para cada banda.
    Var= Rojo-PromR;
    SumR = SumR + pow(Var,2); Var=0;
    Var= Verde - PromV;
    SumV = SumV + pow(Var,2); Var=0;
    Var= Azul-PromA;
    SumA = SumA + pow(Var,2); Var=0;
}

// Cálculo de las desviaciones estándar para cada banda
DesvR = sqrt ( SumR / m );
DesvV = sqrt ( SumV / m );
DesvA = sqrt ( SumA / m );

// Presentación de la información en un cuadro de diálogo.
gcvr(PromR,4,strR); gcvr(PromA, 4, strA); gcvr(PromV, 4, strV);
gcvr(DesvR,4,strdR); gcvr(DesvA, 4, strdA); gcvr(DesvV,4,strdV);
ultoa(nl,stm1,10); ultoa(nk,stmk,10); ultoa(Rect,street,10);

sprintf(N,"CARACTERISTICAS GENERALES \n Número de líneas
:\t%s\n Número de columnas : \t%s\n Pixeles totales : \t\t%s\n",
        stm1,stmk, street);

sprintf(O, "ESTADISTICAS \n\n\tProm.\tDesv.
St.\tMínimo\tMáximo\n",100);

sprintf(M,"Canal R:\t%s\t%s\t%s\t%s\nCanal
V:\t%s\t%s\t%s\t%s\nCanal A:\t%s\t%s\t%s\t%s\n\n¿ Desea
guardar en un archivo los registros de los píxeles ?");

strR, strdR, MinR, MaxR, strV, strdV, MinV, MaxV, strA, strdA, MinA, MaxA);

strcat(O,M);
strcat(N,O);

if (MessageBox (HWindow,N," N F O R M A C I O N",
MB_YESNO|MB_ICONEXCLAMATION)==IDYES)
{
    // Interroga al usuario si desea guardar en un archivo de texto la
    // totalidad de los valores de cada pixel incluida en la sección de imagen
    // delimitada.
    if (GetApplication()->ExecDialog(new TFileDialog
    (this, SD_FILESAVE, strcpy(PixelName, ".pix")) == IDOK )
    {
        ofstream save(PixelName);
        save <<DesvR<<" " <<DesvV <<" " <<DesvA<<"\n";
        save <<PromR<<" " <<PromV <<" " <<PromA<<"\n";
        save <<MinR<<" " <<MaxR <<" ";
        save <<MinV<<" " <<MaxV<<" ";
    }
}

```

```

save <<MinA<<" "<<MaxA<<"\n";
save <<Canal_R<<" "<<Canal_V<<" "<<Canal_A<<"\n";

for (m=0; m<Rect; m++)
{
    Rojo=(unsigned int)BufferR[m];
    Verde=(unsigned int)BufferV[m];
    Azul=(unsigned int)BufferA[m];
    save <<Rojo<<" "<<Verde<<" "<<Azul<<"\n";
}

// Se libera memoria
GlobalUnlock(hglbR); GlobalFree(hglbR);
GlobalUnlock(hglbV); GlobalFree(hglbV);
GlobalUnlock(hglbA); GlobalFree(hglbA);
}

else
GlobalUnlock(hglbR); GlobalFree(hglbR);
GlobalUnlock(hglbV); GlobalFree(hglbV);
GlobalUnlock(hglbA); GlobalFree(hglbA);
}return;
}

0

```

