



*“Aplicación de Índices de Vegetación Derivados de Imágenes Satelitales Landsat 7 ETM+ y ASTER para la Caracterización de la Cobertura Vegetal en la Zona Centro de la Provincia De Loja, Ecuador”*

Tesis de Maestría presentada por:

Ing. Agr. Carlos Gonzaga Aguilar.

Ante la Facultad de Ingeniería y Facultad de Ciencias Astronómicas y Geofísicas de la Universidad Nacional de La Plata para optar al Grado Académico de:

MAGÍSTER EN Geomática

Director de Tesis: M.Sc. Ing. Agr y Ftal. Miriam Presutti.

Jurado de tesis: Dra. Daniela Marchionni.  
Dra. María Cristina Serafini.  
Dra. Cecilia Cerisola.

La Plata, 08 de abril de 2014

# INDICE

|   |    |
|---|----|
| Resumen .....   | 1  |
| 1. INTRODUCCIÓN .....   | 2  |
| 2. HIPÓTESIS .....  | 4  |
| 3. OBJETIVOS .....  | 5  |
| 3.1. Objetivo General .....   | 5  |
| 3.2. Objetivos Específicos .....  | 5  |
| 3.3. Descripción General de Área de Estudio .....   | 5  |
| 3.3.1. Localización, límites y extensión .....  | 5  |
| 3.3.2. Características biofísicas del área de estudio .....   | 6  |
| 3.3.2.1. <i>Clima</i> .....   | 6  |
| 3.3.2.2. <i>Orografía</i> .....   | 10 |
| 3.3.2.3. <i>Suelos</i> .....  | 11 |
| 3.3.2.4. <i>Descripción de las unidades del mapa de cobertura vegetal y uso de suelo utilizadas en el estudio</i> ..... | 13 |
| 4. MARCO TEÓRICO.....   | 24 |
| 4.1. Fundamentos Físicos de la Teledetección .....  | 24 |
| 4.1.1. El espectro electromagnético. ....   | 24 |
| 4.1.2. Radiación electromagnética. ....   | 27 |
| 4.1.3. El efecto de la atmósfera sobre la energía electromagnética .....  | 28 |
| 4.1.4. Imágenes satelitales .....   | 29 |
| 4.1.5. Pre procesamiento de imágenes satelitales .....  | 30 |
| 4.1.6. Correcciones geométricas - georeferenciación.....  | 31 |
| 4.1.6.1. Aspectos generales de la corrección geométrica.....  | 31 |
| 4.1.7. Correcciones radiométricas.....  | 32 |
| 4.1.7.1. Cálculo de reflectividades.....  | 33 |
| 4.1.7.2. Correcciones atmosféricas. ....  | 35 |
| 4.1.7.3. Correcciones topográficas .....  | 36 |
| 4.2. Características de los Satélites Landsat 7 Sensor ETM <sup>+</sup> y TERRA Sensor<br>ASTER .....                   | 37 |
| 4.2.1. Satélite Landsat 7 .....   | 37 |
| 4.2.2. Imágenes Landsat 7 ETM <sup>+</sup> .....  | 38 |
| 4.2.3. Satélite TERRA .....   | 39 |
| 4.2.4. Imágenes ASTER .....   | 39 |
| 4.3. Índices de Vegetación .....  | 40 |
| 4.3.1. Composición y aplicaciones .....   | 41 |

|         |  |    |
|---------|--|----|
| 4.3.2.  | Limitaciones de los índices de vegetación.....   | 42 |
| 4.3.3.  | Índice de vegetación de diferencia normalizada NDVI.....   | 43 |
| 4.3.4.  | Índice de estrés hídrico MSI.....  | 44 |
| 4.3.5.  | Índice de vegetación ajustado al suelo SAVI.....   | 45 |
| 4.4.    | Superficie Real y Superficie Reducida .....  | 47 |
| 4.4.1.  | Modelo digital de terreno MDT y modelo de elevación digital DEM .....  | 49 |
| 4.4.2.  | Método superficies e índices a partir de elevaciones .....   | 50 |
| 5.      | MATERIALES Y MÉTODOS .....   | 56 |
| 5.1.    | Imágenes Satelitales .....   | 56 |
| 5.2.    | Mapa de Cobertura y Uso de Suelo .....   | 58 |
| 5.3.    | Pre Procesamiento de Imágenes Satelitales .....  | 59 |
| 5.3.1.  | Corrección geométrica. ....  | 59 |
| 5.3.2.  | Corrección radiométrica. ....  | 59 |
| 5.4.    | Cálculo de los Índices de Vegetación.....  | 64 |
| 5.4.1.  | Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI). ....  | 64 |
| 5.4.2.  | Índice de estrés hídrico (MSI).....  | 64 |
| 5.4.3.  | Índice de vegetación ajustado al suelo (SAVI) .....  | 65 |
| 5.5.    | Obtención de las Coberturas Vegetales .....  | 65 |
| 5.6.    | Evaluación de los Índices de Vegetación para cada cobertura.....   | 66 |
| 5.7.    | Datos Meteorológicos.....  | 67 |
| 5.8.    | Obtención de Superficies Climáticas Mediante el Método de Interpolación<br>Kriging.....                        | 67 |
| 5.9.    | Determinación de la Correlación entre Precipitación – Temperatura y los Índices<br>de Vegetación .....         | 68 |
| 5.10.   | Cálculo de la Superficie Real y Proyectada de las Coberturas Vegetales<br>Evaluadas en el Área de Estudio..... | 69 |
| 5.10.1. | Modelos de elevación digital (DEM).....  | 69 |
| 6.      | RESULTADOS Y DISCUSIÓN .....   | 70 |
| 6.1.    | Objetivo 1 .....   | 73 |
| 6.2.    | Objetivo 2.....  | 78 |
| 6.2.1.  | Análisis de varianza ANOVA de un factor .....  | 78 |
| 6.2.2.  | Prueba T de student-welch.....   | 81 |

|        |  |     |
|--------|--|-----|
| 6.3.   | Objetivo 3.....  | 85  |
| 6.3.1. | Obtención de las superficies climáticas mediante el método de interpolación de kriging .....   | 86  |
| 6.3.2. | Determinación de la correlación entre los índices de vegetación MSI, SAVI y NDVI y las variables de precipitación y temperatura..... | 91  |
| 6.4.   | Objetivo 4.....  | 98  |
| 7.     | CONCLUSIONES.....  | 102 |
| 8.     | BIBLIOGRAFIA .....   | 103 |

## LISTADO DE FIGURAS

|   |    |
|---|----|
| Figuras 1 a 14. Histogramas de precipitaciones y temperaturas medias mensuales de siete estaciones meteorológicas ubicadas en el área de estudio .....                            | 9  |
| Figura 15. Perfil altitudinal del área de estudio de este a oeste, Elaboración propia. Fuente: Modelo de elevación digital (ASTER Global DEM), USGS, USA 2011.....                | 11 |
| Figura 16. Espectro electromagnético (arriba longitudes de onda $\lambda$ en metros.) .....   | 27 |
| Figura 17. Comportamiento de los índices de vegetación sobre la reflectancia en diversas longitudes de onda. Tomado de Índices Espectrales. Universidad de Alcalá, 2001. ....     | 42 |
| Figura 18. Línea del suelo. (Sánchez et al., 2000) .....  | 46 |
| Figura 19. Superficie natural o real (inferior) y proyectada (superior).....  | 48 |
| Figura 20. Representación de DEM tipo malla vista en perspectiva.....   | 50 |
| Figura 21. Representación de DEM en dos dimensiones por medio de tonos.....   | 50 |
| Figura. 22. Representación de una superficie con celdas y datos de elevación. ....  | 52 |
| Figura. 23. Representación de la celda central (183) y las 8 aledañas utilizadas para el cálculo por el método de superficies e índices a partir de elevaciones. ....             | 52 |
| Figura. 24. Representación de la celda circundante (165) y las 8 aledañas utilizadas para el cálculo por el método de superficies e índices a partir de elevaciones.....          | 53 |
| Figura. 25. Representación en perspectiva de las celdas utilizadas para el cálculo por el método de superficies e índices a partir de elevaciones.....                            | 53 |
| Figura. 26. Representación en perspectiva de las celdas utilizadas para el cálculo por el método de superficies e índices a partir de elevaciones – formación de triángulos. .... | 54 |
| Figura. 27. Representación en perspectiva de las celdas y obtención de la superficie. Método de superficies e índices a partir de elevaciones – triángulos definitivos. ....      | 54 |
| Figura 28. Imágenes satelitales sobre el área de estudio. A) imagen Landsat 7 EMT <sup>+</sup> ; B) imagen ASTER. ....  | 58 |

|  |    |
|--|----|
| Figura 29. Cobertura y uso de suelo de la provincia de Loja. Fuente: Gobierno Provincial de Loja 2010 – imágenes satélite 2004 – 2006.....   | 59 |
| Figura 30. Obtención de los polígonos de análisis a partir de las imágenes satelitales y el mapa de cobertura y uso de suelo (ejemplo de toma de la cobertura bosque húmedo denso). .....                                | 66 |
| Figura 31. Índices de vegetación obtenidos a partir de la imagen Landsat 7 ETM+. A) Índice de vegetación ajustado al suelo SAVI; B) índice de vegetación normalizado NDVI; C) índice de estrés hídrico MSI .....         | 71 |
| Figura 32. Índices de vegetación obtenidos a partir de la imagen ASTER. A) Índice de vegetación ajustado al suelo SAVI; B) índice de vegetación normalizado NDVI; C) índice de estrés hídrico MSI.....                   | 72 |
| Figura 33. Valores promedio de los índices MSI, NDVI y SAVI derivados de la imagen Landsat 7 ETM+ para todas las coberturas analizadas.....  | 74 |
| Figura 34. Valores promedio de los índices MSI, NDVI y SAVI derivados de la imagen ASTER para todas las coberturas analizadas. ....  | 76 |
| Figura 35. Valores promedio de los índices MSI, NDVI y SAVI derivados de la imagen ASTER para todas las coberturas.....  | 83 |
| Figura 36. Valores promedio de los índices MSI, NDVI y SAVI derivados de la imagen Landsat 7 ETM+ para todas las coberturas.....   | 84 |
| Figura 37. Cálculo del variograma experimental de la variable precipitación con el software ArcGis 9.3 modulo Geostatistical Analyst. ....   | 88 |
| Figura 38. Cálculo del variograma experimental de la variable temperatura con el software ArcGis 9.3 modulo Geostatistical Analyst. ....   | 89 |
| Figura 39. Puntos muestrales para determinar la correlación entre los índices de vegetación y las variables precipitación y temperatura. ....  | 91 |
| Figura 40. Tabla de atributos del los puntos muestrales con los valores de los índices de vegetación MSI, NDVI y SAVI derivados de las imágenes Landsat 7 ETM+ y ASTER y los valores de precipitación y temperatura..... | 92 |
| Figura 41. Correlación de Pearson entre el índice SAVI y las variables precipitación y temperatura. ....   | 93 |
| Figura 42. Correlación de Pearson entre el índice NDVI y las variables precipitación y temperatura. ....   | 94 |

|   |     |
|---|-----|
| Figura 43. Correlación de Pearson entre el índice MSI y las variables precipitación y temperatura. .... | 96  |
| Figura 44. Superficie real (superior) y superficie proyectada (inferior) del área de estudio. ....      | 100 |

## LISTADO DE MAPAS

|   |    |
|---|----|
| Mapa 1. Ubicación del área de estudio con respecto a Ecuador.....   | 6  |
| Mapa 2. Bioclimas de la provincia de Loja. Elaborado por el Gobierno Provincial de Loja 2008. Fuente: Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología INAMHI, 2000. ....  | 10 |
| Mapa 3. Mapa de uso potencial de suelo de la provincia de Loja. Elaborado por el Gobierno Provincial de Loja 2008. Fuentes: Ministerio de Agricultura y Ganadería MAG (PRONAREG) 1974-1984. Este mapa representa la clasificación agrológica tomado Departamento de Agricultura de los Estados Unidos de América (USDA) ..... | 12 |
| Mapa 4. Ubicación de las estaciones meteorológicas utilizadas para la obtención de las superficies de precipitación y temperatura del área de estudio.....  | 86 |
| Mapa 5. Interpolación de la variable precipitación mediante el método de Kriging.....   | 90 |
| Mapa 6. Interpolación de la variable temperatura mediante el método de Kriging.....   | 90 |



## LISTADO DE TABLAS

|  |    |
|--|----|
| Tabla 1. Características del Satélite Landsat 7 .....  | 38 |
| Tabla 2. Resoluciones: Espacial; Temporal; Radiométrica y Espectral del sensor ETM + (Elaboración propia. Fuente: USGS, EEUU, 2009) .....  | 38 |
| Tabla 3. Características del Satélite TERRA (USGS, EEUU, 2009).....  | 39 |
| Tabla 4. Resoluciones: Espacial; Temporal; Radiométrica y Espectral del sensor ASTER (Elaboración propia. Fuente: USGS, EEUU, 2009) .....  | 40 |
| Tabla 5. Datos de entrada para la conversión a radiancias en imagen Landsat ETM+ 60  |    |
| Tabla 6. Irradiancia espectral solar Watts /(m <sup>2</sup> *µm) para Landsat ETM+ (APN, 2005). 61   |    |
| Tabla 7. Datos de entrada para la conversión a reflectancias en imagen Landsat ETM+. .....   | 61 |
| Tabla 8. Coeficientes de conversión datos ASTER nivel 1B. Fuente: (Abrams y Hook, 2002) .....  | 62 |
| Tabla 9. Datos de entrada para la conversión a radiancias Imagen ASTER. ....   | 62 |
| Tabla 10. Irradiancia exoatmosférica para cada banda del sensor ASTER (Smith, 2004) .....  | 63 |
| Tabla 11. Datos de entrada para la conversión a reflectancias en imagen ASTER.....   | 63 |
| Tabla. 12. Coberturas utilizadas para el análisis de los índices de vegetación.....  | 66 |
| Tabla 13. Valores promedio y desviaciones estándares de los 3 índices para cada cobertura vegetal, con la imagen Landsat 7 ETM +. ....   | 73 |
| Tabla 14. Comparación de las coberturas vegetales de acuerdo a su densidad y vigor vegetal con los valores promedio de los 3 índices derivados de la imagen Landsat 7 ETM +..... | 74 |
| Tabla 15. Valores promedio y desviaciones estándares de los 3 índices para cada cobertura vegetal, con la imagen ASTER. ....   | 75 |
| Tabla 16. Comparación de las coberturas vegetales de acuerdo a su densidad y vigor vegetal con los valores promedio de los 3 índices derivados de la imagen ASTER. ....          | 76 |

|   |    |
|---|----|
| Tabla 17. Pruebas de normalidad para índice de estrés hídrico MSI con imagen ASTER.....   | 79 |
| Tabla 18. Pruebas de normalidad para índice NDVI con imagen ASTER. ....   | 79 |
| Tabla 19. Pruebas de normalidad para índice SAVI con imagen ASTER.....  | 79 |
| Tabla 20. Pruebas de normalidad para índice MSI con imagen Landsat 7 ETM+. ....   | 80 |
| Tabla 21. Pruebas de normalidad para índice NDVI con imagen Landsat 7 ETM+. ....  | 80 |
| Tabla 22. Pruebas de normalidad para índice SAVI con imagen Landsat 7 ETM+.....   | 80 |
| Tabla 23. Prueba de homogeneidad de varianzas para los índices MSI, NDVI y SAVI con la imagen ASTER Y Landsat 7 ETM+. ....          | 81 |
| Tabla 24. Prueba robusta de igualdad de medias de Welch para los índices MSI, NDVI y SAVI con la imagen ASTER Y Landsat 7 ETM+..... | 82 |
| Tabla 25. Identificación de las coberturas. ....  | 83 |
| Tabla 26. Estadística descriptiva de la variable precipitación.....   | 87 |
| Tabla 27. Estadística descriptiva de la variable temperatura.....   | 87 |
| Tabla 28. Modelo ajustado del variograma experimental para la variable precipitación: .....   | 88 |
| Tabla 29. Modelo ajustado del variograma experimental para la variable temperatura. ....  | 89 |
| Tabla 30. Correlaciones de Pearson entre el índice SAVI y la variable precipitación ..  | 93 |
| Tabla 31. Correlaciones de Pearson entre el índice SAVI y la variable temperatura...  | 93 |
| Tabla 32. Correlaciones de Pearson entre el índice NDVI y la variable precipitación.  | 95 |
| Tabla 33. Correlaciones de Pearson entre el índice NDVI y la variable temperatura...  | 95 |
| Tabla 34. Correlaciones de Pearson entre el índice MSI y la variable precipitación...   | 96 |
| Tabla 35. Correlaciones de Pearson entre el índice MSI y la variable temperatura.....   | 97 |

Tabla 36. Superficie real y proyectada de las coberturas evaluadas calculada con el método Surface Areas and Ratios from Elevation Grid v. 1.2..... 99

Tabla 37. Superficie del área de estudio real y proyectada de las coberturas evaluadas calculada con el método Surface Areas and Ratios from Elevation Grid v. 1.2 ..... 99

## LISTADO DE FOTOS

|   |    |
|---|----|
| Foto 1. Bosque húmedo denso - mapa de cobertura y uso de suelo de la provincia de Loja (Naturaleza y Cultura Internacional NCI 2010). .....       | 13 |
| Foto 2. Bosque húmedo intervenido, mapa de cobertura y uso de suelo de la provincia de Loja (Naturaleza y Cultura Internacional NCI, 2010). ..... | 14 |
| Foto 3. Bosque Seco denso, mapa de cobertura y uso de suelo de la provincia de Loja (Naturaleza y Cultura Internacional NCI, 2010). .....         | 15 |
| Foto 4. Bosque Seco Ralo, mapa de cobertura y uso de suelo de la provincia de Loja (Naturaleza y Cultura Internacional NCI, 2010). .....          | 16 |
| Foto 5. Bosque Seco semi denso, mapa de cobertura y uso de suelo de la provincia de Loja (Naturaleza y Cultura Internacional NCI, 2010). .....    | 17 |
| Foto 6. Matorral húmedo alto, mapa de cobertura y uso de suelo de la provincia de Loja (Naturaleza y Cultura Internacional NCI, 2010). .....      | 18 |
| Foto 7. Matorral húmedo degradado, mapa de cobertura y uso de suelo de la provincia de Loja (Naturaleza y Cultura Internacional NCI, 2010). ..... | 19 |
| Foto 8. Matorral seco alto, mapa de cobertura y uso de suelo de la provincia de Loja (Naturaleza y Cultura Internacional NCI, 2010). .....        | 20 |
| Foto 9. Matorral seco bajo, mapa de cobertura y uso de suelo de la provincia de Loja (Naturaleza y Cultura Internacional NCI, 2010). .....        | 21 |
| Foto 10. Pasto natural, mapa de cobertura y uso de suelo de la provincia de Loja (Naturaleza y Cultura Internacional NCI, 2010). .....            | 22 |
| Foto 11. Pasto cultivado, mapa de cobertura y uso de suelo de la provincia de Loja (Naturaleza y Cultura Internacional NCI, 2010). .....          | 23 |

## Resumen

Las variaciones de las coberturas vegetales en la superficie terrestre, en determinados periodos de tiempo, son un importante indicador ambiental que ha sido empleado en diferentes ámbitos, desde estudios relacionados a las dinámicas de los ecosistemas, hasta la orientación en la toma de decisiones en temas de planificación del territorio ligadas al desarrollo. La teledetección ha sido utilizada como valiosa herramienta y determinante a la hora de establecer indicadores de degradación y conservación de los recursos naturales, de manera especial en evaluar dinámicas en los cambios de usos de suelo y coberturas vegetales; entre las técnicas derivadas del uso de datos satelitales multiespectrales, se destacan el empleo de los índices de vegetación. En ese sentido, el presente estudio consistió en la evaluación de tres índices de vegetación, como estimadores de cambios de diferentes tipos de cobertura vegetal en la provincia de Loja al sur de Ecuador. Los índices empleados fueron: el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada NDVI, Índice de Estrés Hídrico MSI y el Índice de Vegetación Ajustado al Suelo SAVI, aplicados a imágenes provenientes de dos sensores, Landsat 7 ETM+ y ASTER. Además se aplicaron técnicas de análisis espacial como kriging para establecer superficies climáticas, generadas a partir de datos de precipitación y temperatura para verificar la relación del vigor vegetal de las coberturas, dada por los valores de los índices de vegetación, con respecto a estas variables climáticas. Los resultados muestran que los tres índices de vegetación permitieron discriminar los diferentes tipos de cobertura vegetal analizadas, no hubo diferencias significativas entre los tres. En cuanto a la capacidad para estimar el estado de las coberturas el MSI fue el índice que tuvo ligeramente mejor correspondencia entre sus valores y los estados de las coberturas vegetales en las dos imágenes.

Las insuficiencias y vacíos de datos climáticos en el área de estudio, no permitieron obtener superficies de precipitación y temperatura adecuadas; esto influyó al momento de establecer correlaciones entre estas variables climáticas y los índices de vegetación, no se encontraron correlaciones significativas.

Finalmente, se empleó una técnica de análisis espacial, que a partir de una red de elevaciones contenidas en un modelo de elevación digital, permitió determinar las diferencias entre el área real y el área proyectada para cada cobertura presente en la zona de estudio la cual presenta relieves irregulares.

# 1. INTRODUCCIÓN

La vegetación es un importante indicador para evaluar diferentes procesos biofísicos en los ecosistemas; como por ejemplo los fenómenos relacionados a la pérdida de biodiversidad, desertificación, relación entre la vegetación y erosión del suelo e interacción vegetación-clima.

La teledetección ha sido utilizada como valiosa herramienta y determinante a la hora de establecer indicadores de degradación y conservación de los recursos naturales, de manera especial en evaluar dinámicas en los cambios de usos de suelo y coberturas vegetales. Un aporte destacado de la teledetección espacial al estudio medioambiental es su capacidad de seguir procesos dinámicos ya que las imágenes se captan por un sensor que observa la tierra desde una órbita estable y repetitiva (Chuvienco, 1998). La aplicación de la teledetección es posible gracias a la interacción de la energía electromagnética con las cubiertas terrestres que tienen un comportamiento reflectivo variable, condicionado por su estado al momento de la adquisición de la imagen (Pérez y Muñoz, 2006). Debido a las características multiespectrales y multitemporales de los datos satelitales, resulta posible la diferenciación de tipos de cobertura vegetal.

Entre las técnicas derivadas del uso de datos satelitales multiespectrales, se destacan el empleo de los índices de vegetación. Los índices de vegetación son transformaciones que implican efectuar una combinación matemática, entre los niveles digitales almacenados en dos o más bandas espectrales de la misma imagen. (Esperanza y Zerda, 2002). Estos índices están condicionados por cambios en el estado fisiológico de las coberturas vegetales, sus variaciones pueden ser utilizadas para estudios espacio-temporales del comportamiento de la vegetación.

El Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada NDVI, (Rouse et al., 1974) se ha utilizado ampliamente como indicador del vigor de la biomasa vegetal, en estudios relacionados a comportamiento de cultivos, así como de vegetaciones boscosas naturales; sin embargo, muchas han sido las modificaciones de éste índice y se han desarrollado otros con el fin de corregir ciertas deficiencias, como por ejemplo, el Índice de Vegetación Ajustado al Suelo SAVI, (Huete, 1988) con el fin de minimizar el efecto del suelo en áreas con baja densidad de vegetación.

Si bien el uso de la teledetección y la aplicación de índices de vegetación han permitido avances importantes en el estudio del comportamiento espacial y temporal de las coberturas vegetales, actualmente se pueden señalar dos procesos que abren más posibilidades para continuar con investigaciones y nuevas aplicaciones en diferentes ámbitos, sobre todo relacionadas al estudio de los ecosistemas terrestres, estos son: mayor acceso a la información (mayor apertura de entidades públicas y privadas) y la innovación de tecnologías de los sensores transportados por satélite.

En ese sentido, el presente estudio consistió en una evaluación de índices de vegetación derivados de imágenes adquiridas por dos sensores, con el fin de realizar una descripción de la calidad, estado y diferenciación de los tipos de vegetación, y su relación con elementos del clima como la precipitación y temperatura.

Para ello, se emplearon: El Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada NDVI, (Rouse et al., 1974) Índice de Estrés Hídrico MSI (Rock et al. 1985) y el índice de Vegetación Ajustado al Suelo SAVI, (Huete, 1988), aplicados a imágenes satelitales Landsat 7 ETM+ y ASTER adquiridas en noviembre 2001 y julio 2004 respectivamente; además se analizaron los resultados en relación con los datos de precipitación y temperatura.

## 2. HIPÓTESIS

Las hipótesis, básica y de trabajo, planteadas en este estudio son las siguientes:

Hipótesis básica: Los índices de vegetación NDVI, MSI y SAVI derivados de imágenes satelitales ASTER y Landsat 7 ETM<sup>+</sup>, permiten discriminar las distintas coberturas vegetales y estimar su calidad.

Hipótesis de trabajo 1: Los tres índices se comportan diferencialmente según el estado de la cobertura vegetal.

Hipótesis de trabajo 2: Los índices de vegetación permiten diferenciar los diferentes tipos de vegetación.

Hipótesis de trabajo 3: Los índices de vegetación derivados de diferentes sensores se comportan de manera desigual.

Hipótesis de trabajo 4: Existe correlación significativa entre los valores de los índices de vegetación y los de precipitación y temperatura.



### 3. OBJETIVOS

#### 3.1. Objetivo General

- Estimar la calidad y tipo de cobertura vegetal mediante el procesamiento de imágenes satelitales multi sensor en la zona centro de la provincia de Loja – Ecuador.

#### 3.2. Objetivos Específicos

- Evaluar tres índices de vegetación NDVI, MSI y SAVI derivados de imágenes ASTER y Landsat 7 ETM+ para estimar el estado de la cobertura vegetal.
- Evaluar los 3 índices de vegetación en imágenes ASTER y Landsat 7 ETM+ para diferenciar los tipos de vegetación, utilizando como referencia un mapa de cobertura y uso de suelo.
- Analizar los resultados obtenidos de los índices de vegetación en relación con los datos de temperatura y precipitación.
- Calcular la superficie proyectada y real de los tipos de cobertura vegetal del área de estudio.

#### 3.3. Descripción General de Área de Estudio

##### 3.3.1. Localización, límites y extensión

El área de estudio corresponde a la zona central de la provincia de Loja, ubicada al sur de la República de Ecuador, limita al norte con Provincia del Oro y del Azuay, al sur límite internacional con Perú y la provincia de Zamora Chinchipe; al este con la provincia de Zamora Chinchipe; y al oeste con límite Internacional con Perú (el área de estudio fue definida en base a la imagen Landsat 7 ETM+ Path10 Row63 del Sistema de Referencia Mundial).

Ubicación geográfica:

|       | <b>Latitud</b>  | <b>Longitud</b>  |
|-------|-----------------|------------------|
| Norte | 3°39'54.97" S   | 79° 15' 31.84" W |
| Sur   | 4° 44' 52.46" S | 79° 25' 38.82" W |
| Este  | 4° 12' 21.00" S | 79° 5' 47.65" W  |
| Oeste | 4° 11' 1.66" S  | 80° 17' 45.58" W |

El área de estudio está conformada por 14 de los 16 cantones de la provincia de Loja (Loja, Catamayo, Gonzanama, Quilanga, Calvas, Espíndola, Paltas, Chaguarpamba, Olmedo, Sozoranga, Macará, Celica, Pindal y Puyango) posee una

superficie aproximada de 871329,298 ha. En el Mapa 1 se observa la ubicación del área de estudio.



**Mapa 1. Ubicación del área de estudio con respecto a Ecuador**

### 3.3.2. Características biofísicas del área de estudio

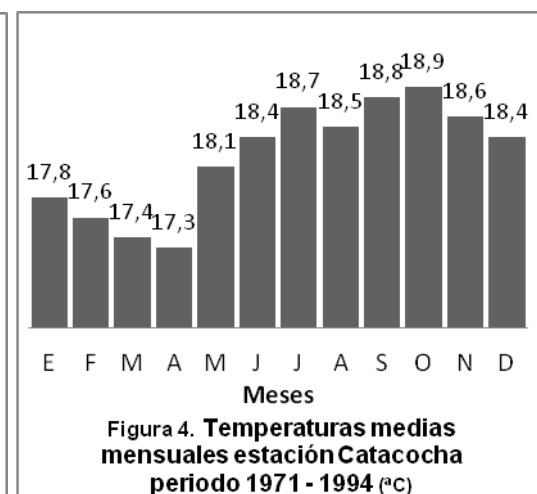
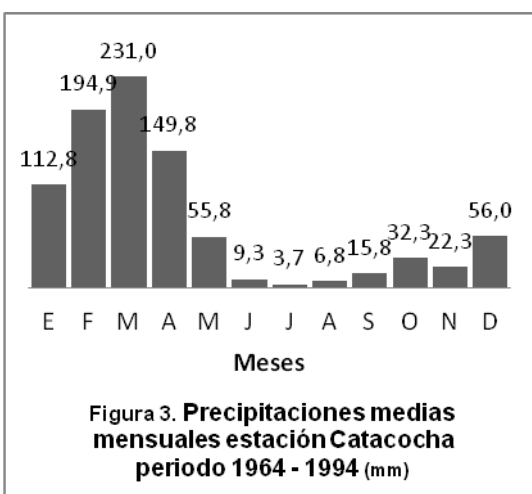
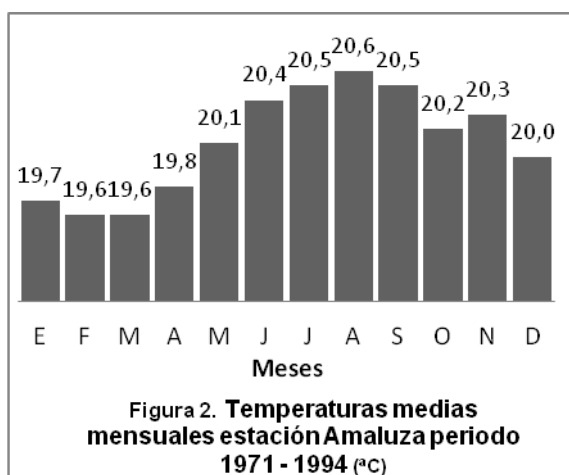
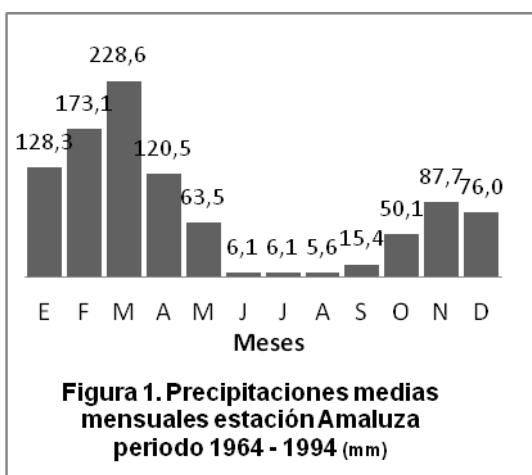
#### 3.3.2.1. *Clima*

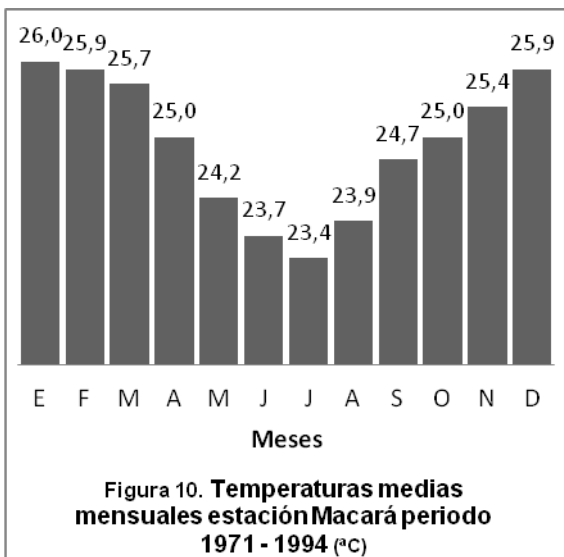
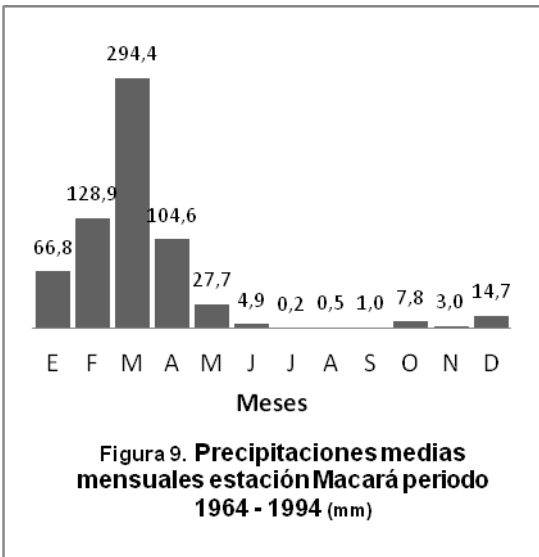
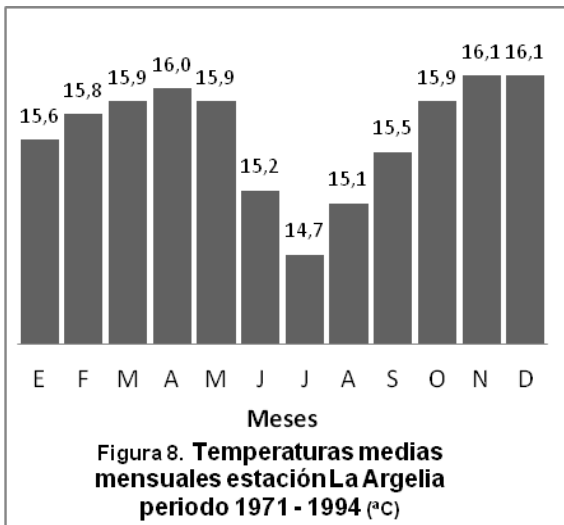
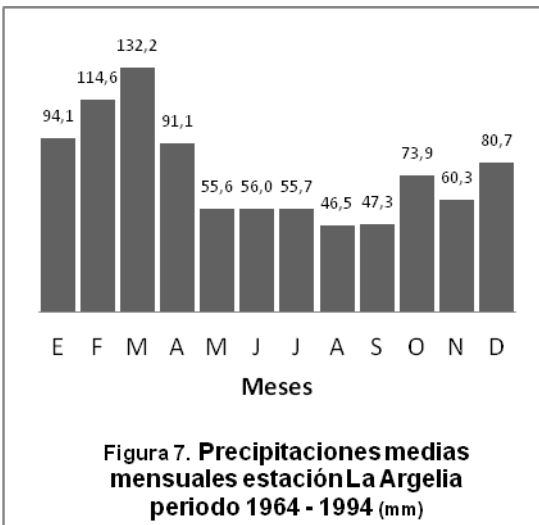
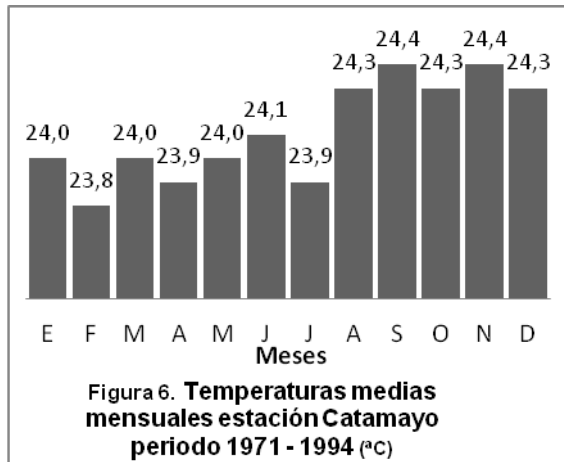
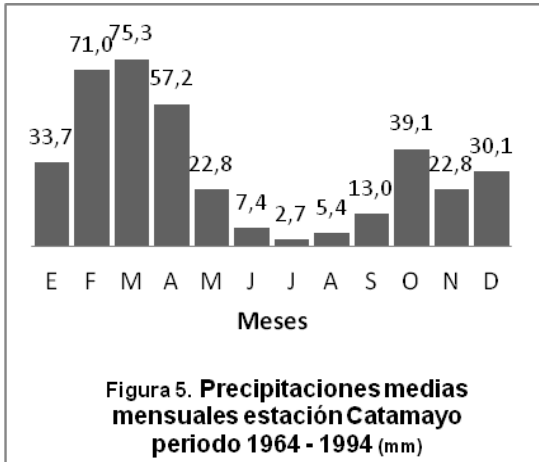
Los mismos factores genéticos del clima (latitud y continentalidad, relieve e interacción océano-atmósfera y circulación general y local de la atmósfera) que afectan al país y gran parte de la micro región sudamericana, especialmente andina, inciden sobre el territorio de la Región Sur del Ecuador (RSE); es decir sobre la región actúan la zona de convergencia Intertropical (ZCIT), movilizada por los vientos alisios y caracterizada por el Frente Intertropical (FIT) y el efecto de la interacción Océano Pacífico – Atmósfera (Fenómeno de El Niño y Corriente Fría de Humboldt). Sumado a esto, inciden también la singular orografía andina del Ecuador y la cubierta vegetal, e indudablemente la posición geográfica de la zona ecuatorial ligada estrechamente con la latitud y longitud y el factor radiación solar (Maldonado, 2002).

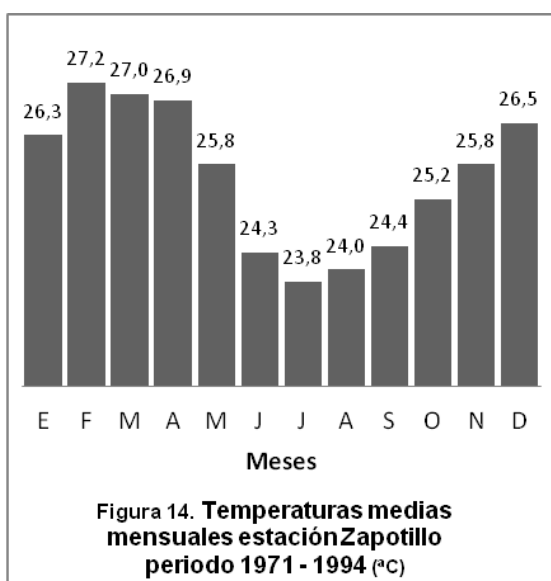
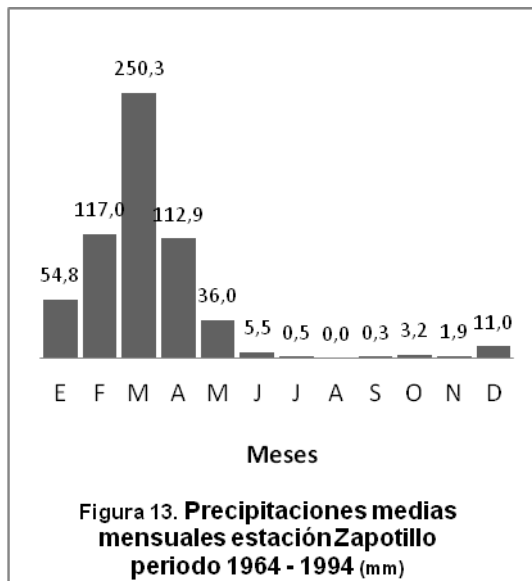
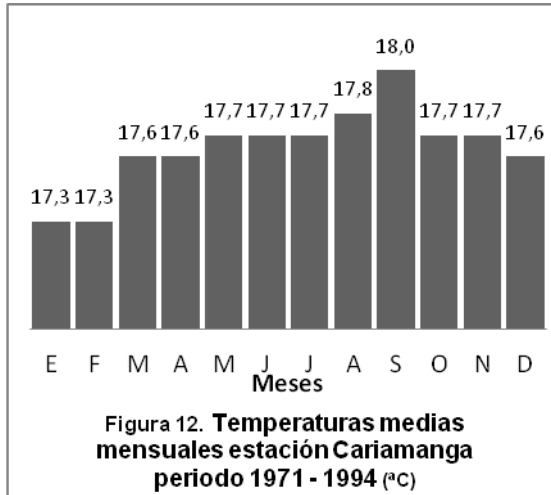
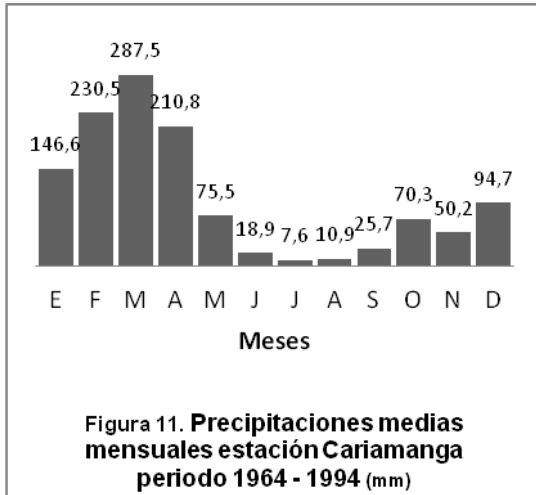
A grandes rasgos, en la RSE existen cuatro variedades de regímenes pluviométricos: Semiárido, semihúmedo, húmedo y muy húmedo y cinco clases de regímenes térmicos: Tropical, sub tropical, temperado, subtemperado y frío. Las variedades de régimen pluviométrico semihúmedo y húmedo y la clase de régimen térmico tropical, ocupan la mayor extensión.

En la RSE es posible encontrar una cierta correlación lógica entre los tipos de régimen pluviométrico y el número de meses secos, que constituyen importantes indicadores para explicar la presencia de formaciones vegetales naturales en base al clima (Maldonado, 2002).

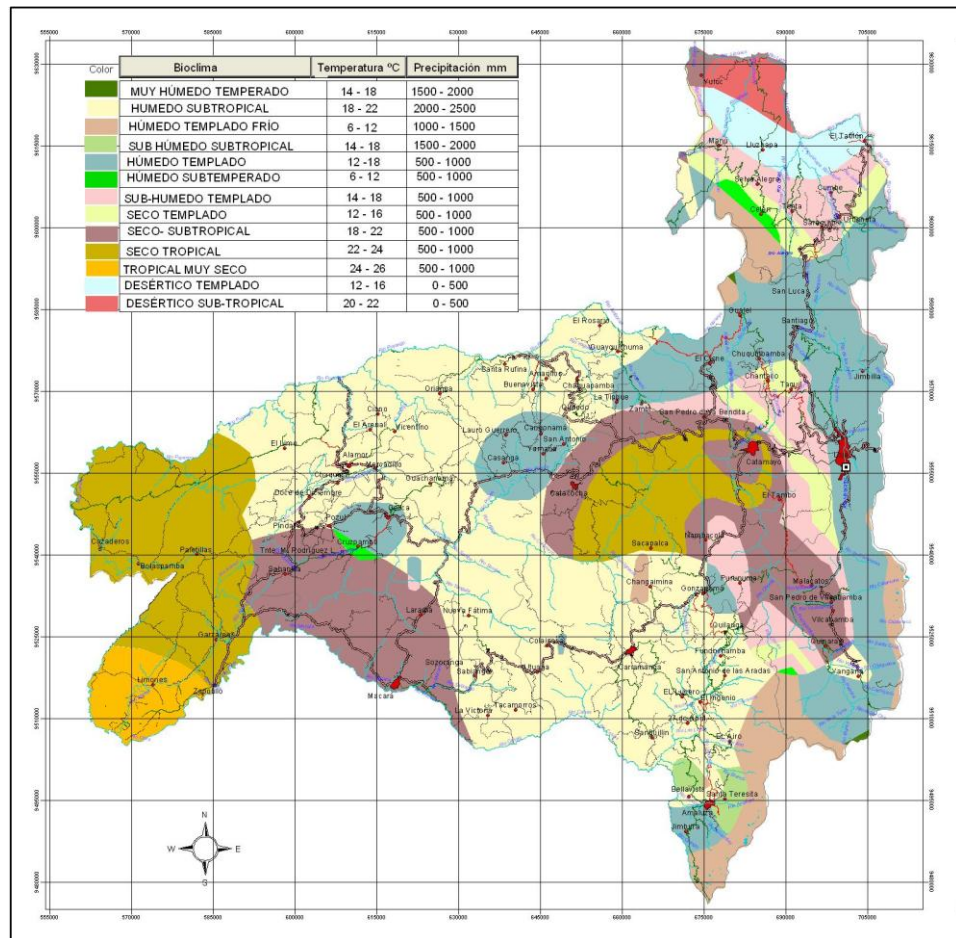
En las figuras 1 a 14 se presentan los histogramas de precipitaciones y temperaturas de las estaciones meteorológicas más representativas del área de estudio (Elaboración propia. Fuente: Maldonado, 2002). En el Mapa 2 se observa los Bioclimas de la Provincia de Loja.







**Figuras 1 a 14. Histogramas de precipitaciones y temperaturas medias mensuales de siete estaciones meteorológicas ubicadas en el área de estudio**

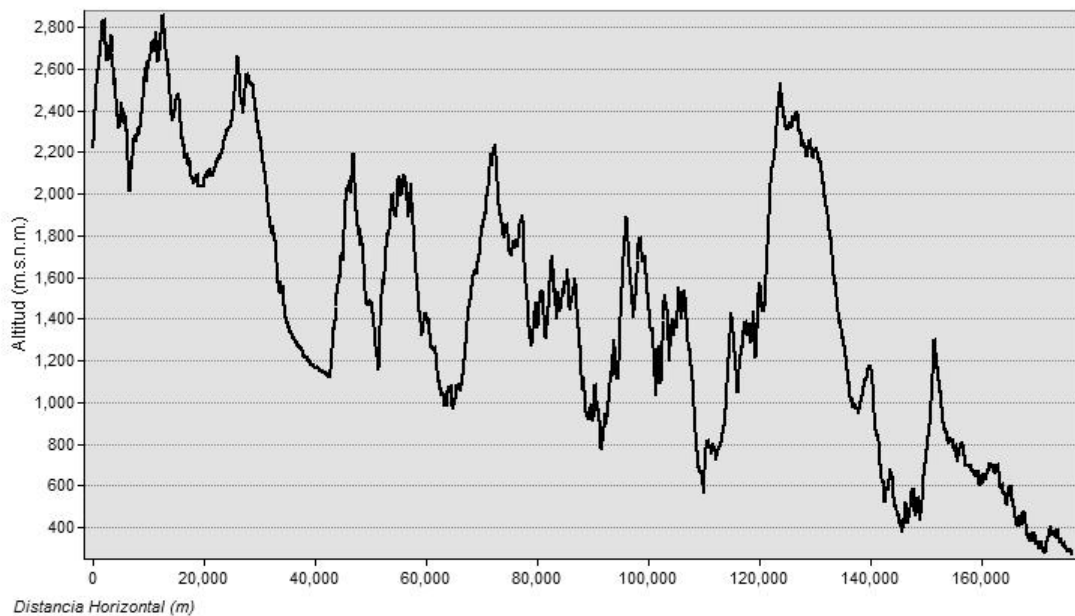


**Mapa 2. Bioclimas de la provincia de Loja. Elaborado por el Gobierno Provincial de Loja 2008. Fuente: Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología INAMHI, 2000.**

### 3.3.2.2. Orografía

El territorio de la Región Sur del Ecuador forma parte del volcanismo antiguo que se desprende del nudo del Azuay y está atravesado por la unión de las cordilleras andinas oriental y occidental que, al sur 3° 40' S, pierden definitivamente su individualidad y disminuyen ostensiblemente su altitud y, en el extremo oriental, por la denominada "tercera cordillera" o Cordillera del Cóndor. Aquí, la Cordillera Real, producto de la unión de los dos grandes ramales de los Andes, como enorme araña con extremidades desiguales, extiende sus estribaciones, nudos y portetes para convertir a la región en el más irregular relieve del país. Este relieve volcánico forma cadenas intrincadas de montañas cuya estructura, a partir del eje central de la Cordillera Real que sirve de frontera entre las provincias de Loja y Zamora Chinchipe, disminuye la altitud hacia el occidente y oriente, dando lugar a la

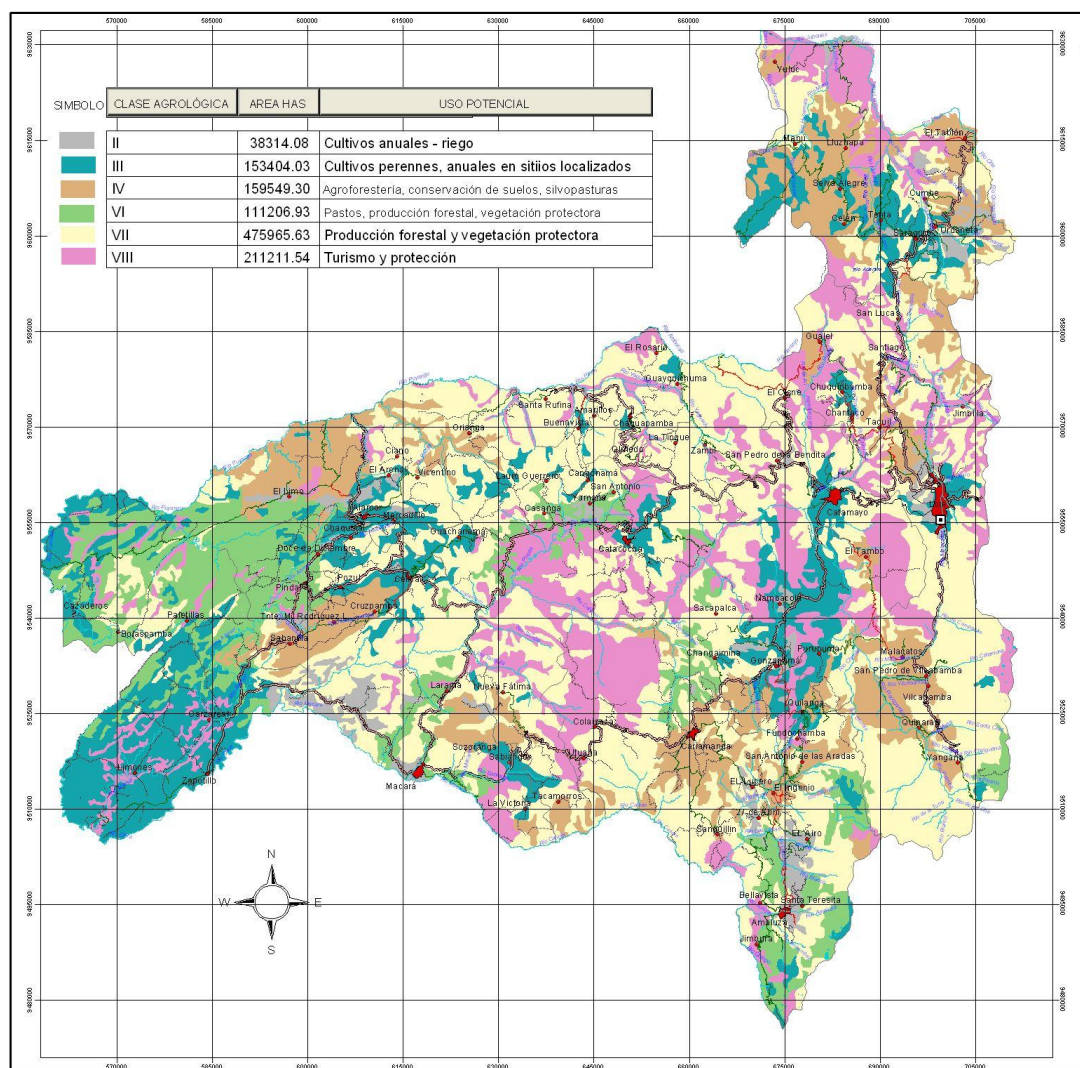
parición de largos brazos secundarios de cordillera, mesetas de piedemonte, colinas y micro colinas, con predominancia de las primeras. Las llanuras son raras y de escasa extensión, sobre todo en la parte oriental y central de la región (aquí se destacan, los valles de Cuxibamba, donde se asienta la ciudad de Loja y los de Catamayo y El Ingenio, en la provincia de Loja); solamente hacia las partes más occidentales (cantones de Macará y Zapotillo) y orientales (curso medio inferior del río Nangaritzza y ambas márgenes del río Mayo), cuando el relieve ha descendido a cerca de 1200 y 1600 metros sobre el nivel del mar (m.s.n.m.), respectivamente, asoman las penillanuras de relativamente considerable extensión y con biomasa y cubierta vegetal bien diferenciadas. Hacia el occidente bajo de la Región sur del Ecuador predomina el bosque seco y en las llanuras del Nangaritzza y Mayo el bosque pluvial no es bien caracterizado. En cambio, las cejas de montaña de las cordilleras más altas, constituidas en trampas de neblina, detentan bosques nublados de características muy interesantes (Maldonado, 2002). En la Figura 15 se observa el perfil altitudinal del área de estudio.



**Figura 15. Perfil altitudinal del área de estudio de este a oeste, Elaboración propia. Fuente: Modelo de elevación digital (ASTER Global DEM), USGS, USA 2009.**

### 3.3.2.3. Suelos

La mayor parte de los suelos presentes en la provincia no tienen aptitud de uso agropecuario. Las clases que mayor área ocupan corresponden a las VI, VII, VIII. Las condiciones físicas de estos suelos son deficientes en cuanto a su fertilidad y profundidad. En el Mapa 3 se observa la distribución de los suelos según clases agrológicas.



**Mapa 3. Mapa de uso potencial de suelo de la provincia de Loja. Elaborado por el Gobierno Provincial de Loja 2008. Fuentes: Ministerio de Agricultura y Ganadería MAG (PRONAREG) 1974-1984. Este mapa representa la clasificación agrológica tomado Departamento de Agricultura de los Estados Unidos de América (USDA)**



#### 3.3.2.4. Descripción de las unidades del mapa de cobertura vegetal y uso de suelo utilizadas en el estudio

**Bosque húmedo denso (foto1).**- Ecosistema arbóreo formado por sucesión natural, que se caracteriza por la presencia de árboles de diferentes especies nativas, que por las distintas edades forman uno o más estratos. Lo caracterizan especies como podocarpus (*Podocarpus oleifolius* D. Don), cascarilla (*Cinchona macrocalyx* Pav. Ex Dc.), ducos del género *Clusia*, Laurel de cera (*Myrica pubescens* Humb. & Bonpl. ex Willd), Cashcos del género *Weinmannia*, Pumamaqui (*Oreopanax andreanus* Marchal), cucharillo (*Oreocallis grandiflora* (Lam.) R. Br.) y kike (*Hesperomeles obtusifolia* (Pers.) Lindl.). En la provincia de Loja se encuentra en los cantones Loja y Espíndola principalmente, con algunos relictos dispersos en las zona altas de Celica, Calvas, Sozoranga y Macará. Existen 64.035 ha en total (Cueva y Chalán, 2010).



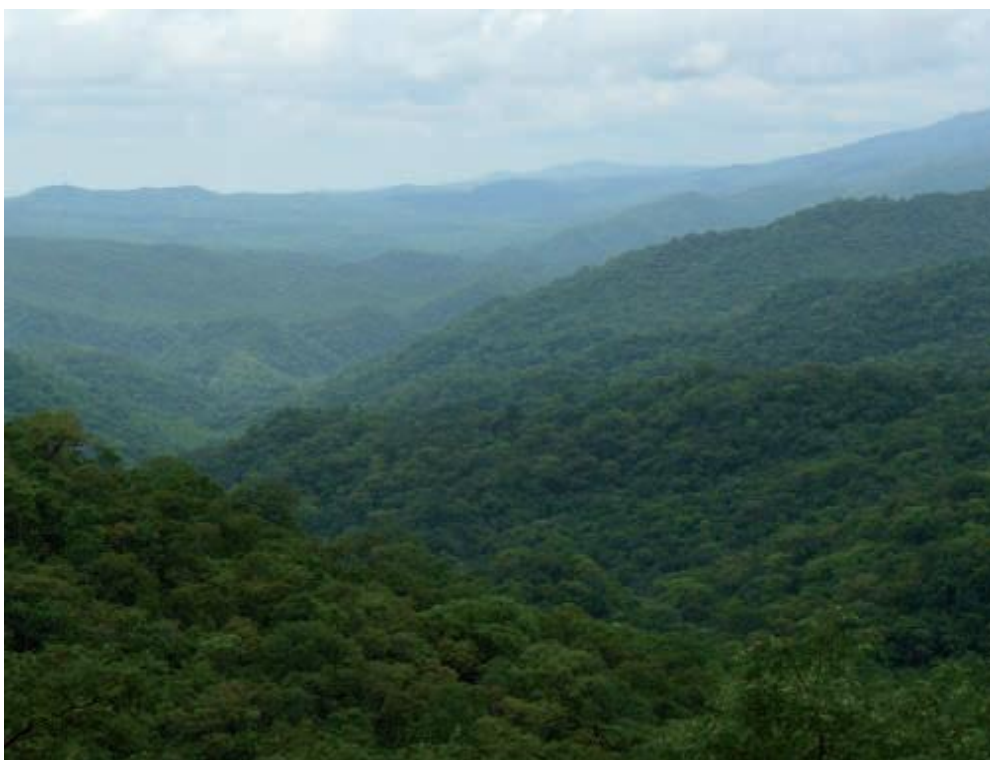
**Foto 1. Bosque húmedo denso - mapa de cobertura y uso de suelo de la provincia de Loja (Naturaleza y Cultura Internacional NCI 2010).**

**Bosque húmedo intervenido (foto 2).**- Ecosistema arbóreo formado por sucesión natural, cuya cobertura original ha sido alterada por intervención humana y por lo tanto, no se observa continuidad en la vegetación. Las especies características son similares a las que se presentan en el Bosque Húmedo Denso. Dentro de esta categoría se incluyen también fragmentos de bosque denso, localizados en las riveras de las quebradas, que mantienen un verdor constante (bosques de galería, rivera). Se localiza en Saraguro, Loja, Quilanga, Espíndola y Puyango (Naturaleza y Cultura Internacional NCI 2010).



**Foto 2. Bosque húmedo intervenido, mapa de cobertura y uso de suelo de la provincia de Loja (Naturaleza y Cultura Internacional NCI, 2010).**

**Bosque seco denso (foto 3).**- Formaciones boscosas que pierden sus hojas, parcial o totalmente durante la época seca, 6 a 9 meses durante el año. Se ubican en zonas con niveles de precipitación que pueden variar entre 500 y 1.500 mm anuales. En estos bosques, el número de especies forestales es significativamente menor que las identificadas dentro del bosque húmedo; son árboles característicos: el ceibo (*Ceiba trichistandra* (A.Gray) Bakh.), pasallo (*Eriotheca ruizii* (K. Schum.) A.Robyns), porotillo (*Erithrina velutina*), algarrobo (*Prosopis juliflora*), guarapo (*Terminalia valverdeae* A. H. Gentry), guápala (*Simira ecuadorensis*). La mayor superficie de esta unidad se encuentra en los cantones Zapotillo y Macará. (Naturaleza y Cultura Internacional NCI 2010).



**Foto 3. Bosque Seco denso, mapa de cobertura y uso de suelo de la provincia de Loja (Naturaleza y Cultura Internacional NCI, 2010).**

**Bosque Seco Ralo (foto 4).**- Formaciones boscosas dominadas por especies caducifolias, con árboles disgregados de forma natural o por alteración humana. En esta categoría se ubican fragmentos de bosque natural, localizado en las riveras de las quebradas y ríos, con predominio de especies caducifolias (bosque seco de galería, rivera). Corresponde a los bosques de Lucarqui y El Empalme en Paltas y Celica y las áreas de palo santo (*Bursera graveolens*) en Malvas, en el cantón Zapotillo, también son característicos de este tipo de bosque el charán (*Caesalpinia glabrata* Kunth.), el barbasco (*Piscidia carthagenensis* Jacq.) y el pasallo (*Eriotheca ruizii* (K. Schum.) (Naturaleza y Cultura Internacional NCI 2010).



**Foto 4. Bosque Seco Ralo, mapa de cobertura y uso de suelo de la provincia de Loja (Naturaleza y Cultura Internacional NCI, 2010).**

**Bosque seco semi denso (foto 5).**- Formaciones boscosas que pierden sus hojas, parcial o totalmente por la presencia de 6 a 9 meses secos durante el año, se ubican en zonas que llegan hasta los 1.000 y 1.300 m.s.n.m. Se pueden apreciar, claros discontinuos en el bosque, naturales o provocados, con la presencia de árboles aislados dominantes. Se localiza principalmente en las partes medias de los cantones Zapotillo, Macará y Celica. Las especies características son ceibo (*Ceiba trichistandra* (A.Gray) Bakh.), guayacán (*Tabebuia chrysantha* G. Nicholson), guayacán madero (*Tabebuia bilbergii* (Bureau K. Schum.) Standl), laurel (*Cordiamacrantha* Chodat), pretino (*Cavanillesia platanifolia* (Bonpl.) Kunth), entre otras (Naturaleza y Cultura Internacional NCI 2010).



**Foto 5. Bosque Seco semi denso, mapa de cobertura y uso de suelo de la provincia de Loja (Naturaleza y Cultura Internacional NCI, 2010).**

**Matorral húmedo Alto (foto 6).**- Vegetación arbustiva, que no posee un fuste definido y que mantiene el verdor de sus hojas en forma constante; se incluye vegetación en recuperación cuya altura no es superior a los 6 metros. En esta unidad se encuentran especies características como cucharillo (*Oreocallis grandiflora* (Lam.) R.Br.), chinchas del género *Chusquea*, huaycundos o bromelias de los géneros *Guzmania*, *Tillandsia*, y *Puya*, cashco (*Weinmannia glabra* L.f.), dumarín (*Tibouchina laxa*), asteráceas del género *Baccharis* entre otras. Esta unidad está bastante difundida en los cantones: Saraguro, Loja, Quilanga, Espíndola, Calvas, Sozoranga, Paltas, Olmedo, Chaguarpamba y Puyango. (Naturaleza y Cultura Internacional NCI 2010).



**Foto 6. Matorral húmedo alto, mapa de cobertura y uso de suelo de la provincia de Loja (Naturaleza y Cultura Internacional NCI, 2010).**

**Matorral húmedo degradado (foto 7).**- Vegetación arbustiva que no posee un fuste definido, no superior a los 2 metros de alto. Se desarrolla de forma natural luego de la exposición a roces y quemas continuas. Existe predominio de llashipa (*Pteridium aracnoidea*), cucharillo (*Oreocallis grandiflora* (Lam.) R.Br.), laurel de cera (*Myrica pubescens* Humb. & Bonpl. ex Willd), rabo de zorro (*Cortaderia nitida*) y chilca (*Baccharis spp.*) Se encuentra principalmente en los cantones Loja y Espíndola (Naturaleza y Cultura Internacional NCI 2010).



**Foto 7. Matorral húmedo degradado, mapa de cobertura y uso de suelo de la provincia de Loja (Naturaleza y Cultura Internacional NCI, 2010).**

**Matorral seco alto (foto 8).**- Vegetación con arbustos caducifolios no superiores a los 6 metros de alto, con especies como faique (*Acacia macracantha* Humb. & Bonpl. Ex Will), ceibo blanco (*Chorisia insignis* Kunth), *chamana* (*Dodonaea* sp.), arabisco (*Jacaranda mimosifolia*), huilco (*Anadenanthera colubrina*), porotillo (*Erythrina smithiana* Krukoff). Se ubica en Vilcabamba y Malacatos en el cantón Loja, Playas y Yamana en el cantón Paltas, las zonas altas del valle de Catamayo y las zonas bajas de Calvas y Sozoranga hacia el río Macará. (Naturaleza y Cultura Internacional NCI 2010).



**Foto 8. Matorral seco alto, mapa de cobertura y uso de suelo de la provincia de Loja (Naturaleza y Cultura Internacional NCI, 2010).**



**Matorral seco bajo (foto 9).**- Vegetación arbustiva que no supera los 2 metros de alto, muchas veces se puede evidenciar afloramientos de suelo y en ocasiones se presentan árboles aislados dominantes. En esta unidad se desarrollan especies como: faique (*Acacia macracantha Humb. & Bonpl. Ex Will*), moshquera (*Crotton sp.*), zapote de perro (*Capparis scabrida Kunth*), ceibo blanco (*Chorisia insignis Kunth*). Este tipo de vegetación se encuentra en los sectores de La Ceiba Chica, Corregidor y Huásimo en el cantón Zapotillo; en los alrededores del valle de Catamayo y en el límite norte del cantón Saraguro (Naturaleza y Cultura Internacional NCI 2010).



**Foto 9. Matorral seco bajo, mapa de cobertura y uso de suelo de la provincia de Loja (Naturaleza y Cultura Internacional NCI, 2010).**

**Pastos (foto 10 y 11).**- Pasto natural, vegetación dominada por especies herbáceas que se desarrollan de forma natural y espontánea, luego de alteraciones de la vegetación original, sin recibir ningún tipo de cuidado, es característica en zonas con poca precipitación, sean estos sitios bajos o de altura, en los primeros se encuentra el pasto yaragua (*Hyparrhenia rufa*), en sitios altos (Saraguro) se desarrollan especies como paja (*Schizachyrium sp.*) y Puya (*Puya sp.*). En algunos casos, cuando existe acceso a fuentes de agua, es utilizado para la alimentación de ganado. Se ubica en los cantones Paltas, Chaguarpamba, Gonzanamá, Calvas, Espíndola, Sozoranga,

Saraguro y en Loja, especialmente en los sectores de Yangana, Comunidades y la vertiente occidental del río Piscobamba. Pasto cultivado, áreas dedicadas al cultivo predominante de especies forrajeras, destinadas a la alimentación de ganado bovino y equino. Las especies de hierbas cultivadas más comunes son: kikuyo (*Pennisetum clandestinum*), trébol (*Trifolium sp.*), chilena (*Panicum maximum*), entre otros. Este tipo de cobertura está ampliamente difundido en toda la provincia, pero mayoritariamente en Saraguro, Puyango, Celica y la parte centro y norte del cantón Loja. (Naturaleza y Cultura Internacional NCI 2010).



**Foto 10. Pasto natural, mapa de cobertura y uso de suelo de la provincia de Loja (Naturaleza y Cultura Internacional NCI, 2010).**



***Foto 11. Pasto cultivado, mapa de cobertura y uso de suelo de la provincia de Loja (Naturaleza y Cultura Internacional NCI, 2010).***

## 4. MARCO TEÓRICO

### 4.1. Fundamentos Físicos de la Teledetección

#### 4.1.1. El espectro electromagnético.

La teledetección es la técnica que nos permite obtener información a distancia de los objetos situados sobre la superficie terrestre. El sol ilumina la superficie terrestre, que refleja esa energía en función del tipo de cubierta presente sobre ella. Ese flujo reflejado se recoge por el sensor, que lo trasmite posteriormente a las estaciones receptoras. Entre superficie y sensor se interpone la atmósfera, que dispersa y absorbe parte de la señal original. De igual forma la observación remota puede basarse en energía emitida por las propias cubiertas, o en la que podríamos enviar desde un sensor que fue capaz, tanto de generar su propio flujo energético, como de recoger posteriormente su reflexión sobre la superficie terrestre.

Históricamente las propiedades de la radiación electromagnética se ha explicado por dos teorías aparentemente contrapuestas: aquella que la concibe como un haz ondulatorio (teorías de Huygens y Maxwell), y aquella otra que considera como una sucesión de unidades discretas de energía, fotones y cuantos, con la masa igual a cero (teorías Planck y Einstein). Las dos teorías se pueden compaginar, pues se ha demostrado que la luz presenta comportamientos que pueden explicarse de acuerdo a ambos planteamientos.

Según la teoría ondulatoria, la energía electromagnética se trasmite de un lugar a otro siguiendo un modelo armónico y continuo, a la velocidad de la luz y conteniendo dos campos de fuerzas ortogonales entre si: eléctrico y magnético. Las características de este flujo energético pueden describirse por dos elementos: Longitud de onda ( $\lambda$ ) y frecuencia ( $\nu$ ). La primera hace referencia a la distancia entre los picos sucesivos de una onda, mientras que la frecuencia designa el número de ciclos pasando por un punto fijo en una unidad de tiempo, ambos ejemplos están inversamente relacionados:

$$C = \lambda \nu \quad (1)$$

Donde **C** indica la velocidad de la luz ( $3 \times 10^8 \text{ ms}^{-1}$ ),  $\lambda$  expresa la longitud de onda (en unidades de longitud, habitualmente micrómetros,  $1 \mu\text{m} = 10^{-6} \text{ m}$  o nanómetros,  $1 \text{nm} = 10^{-9} \text{ m}$ ) y  $\nu$  la frecuencia (en Hertz,  $1 \text{ Hz} = \text{un ciclo por segundo}$ ).

En definitiva, a mayor longitud de onda, menor frecuencia y viceversa, por lo que basta con indicar un solo término para caracterizar el flujo de energía mencionado (ver figura 16).

Gracias a la teoría cuántica, podemos calcular la cantidad de energía transportada por un fotón, siempre que conozca su frecuencia:

$$Q = hV \quad (2)$$

Donde: Q es la energía radiante de un fotón (en julios), V la frecuencia y h la constante de Planck ( $6,6 \times 10^{-34}$  J s).

Sustituyendo en (2), podemos asimismo expresar:

$$Q = h \left( \frac{c}{\lambda} \right) \quad (3)$$

Lo que significa en definitiva, que a mayor longitud de onda – o menor frecuencia- el contenido energético será menor y viceversa. Esto implica que la radiación en longitudes de onda larga es más difícil de detectar que aquella proveniente de longitudes cortas, de ahí que las primeras requieran medios de detección más refinados.

De las fórmulas anteriores, se deduce que podemos definir cualquier tipo de energía radiante en función de su longitud de onda o frecuencia. Aunque la sucesión de valores de longitud de onda es continua, suelen establecerse una serie de bandas en donde la radiación electromagnética manifiesta un comportamiento similar. La organización de estas bandas de longitudes de onda o frecuencia se denomina espectro electromagnético. Comprende desde las longitudes de onda más corta (rayos gama, rayos X), hasta kilométricas (telecomunicaciones). Las unidades de medida más comunes se relacionan con la longitud de onda. Para las más cortas se utilizan micrómetros, mientras las más largas se miden en centímetros o metros. Normalmente a estas últimas (denominadas microondas) se las designa también por valores de frecuencia (en Gigahertz, GHz =  $10^9$  Hz).

Desde el punto de vista de la teledetección, conviene destacar, una serie de bandas espectrales, que son las más frecuentemente empleadas con la tecnología actual. Su denominación y amplitud varían según distintos autores, si bien la terminología más común es la siguiente:

**Espectro visible** (0,4 a 0,7  $\mu\text{m}$ ). Se denomina así por tratarse de la única radiación electromagnética que pueden percibir nuestros ojos, coincidiendo con las longitudes de onda en donde es máxima la radiación solar. Dentro de esta región, suelen distinguirse tres bandas elementales, que se denominan azul (A: 0,4 – 0,5  $\mu\text{m}$ ), verde (V: 0,5 – 0,6  $\mu\text{m}$ ), y rojo (R: 0,6 – 0,7  $\mu\text{m}$ ), es la única porción del espectro que podemos asociar al concepto de color.

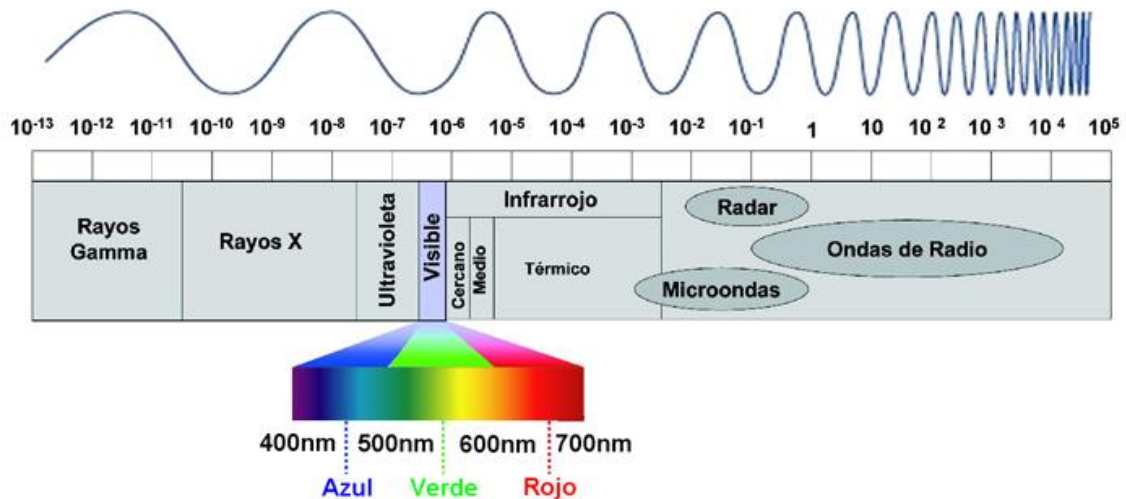
**Infrarrojo:** cubre la región entre 0.7 y 100  $\mu\text{m}$ , esta porción puede subdividirse en dos categorías basadas en las propiedades de la radiación: IR Reflejado y el IR térmico o emitido. El primero es utilizado en teledetección de manera similar al visible, y el IR térmico es diferente al visible e IR reflejado, ya que esta energía es esencialmente la radiación emitida por la superficie de la tierra en forma de calor.

**Infrarrojo cercano** (IRC: 0,7 a 1,3  $\mu\text{m}$ ) también se denomina infrarrojo próximo, reflejado o fotográfico, puesto que parte de él puede detectarse a partir de películas dotadas de emulsiones especiales.

**Infrarrojo medio** (IRM: 1,3 a 8  $\mu\text{m}$ ). En esta región se entremezclan los procesos de reflexión de la luz solar y de emisión de la superficie terrestre. En el primer caso, hablamos de infrarrojo de onda corta (Short Wave Infrared, SWIR), que se sitúa entre 1,3 y 2,5  $\mu\text{m}$  y resulta una región idónea para estimar el contenido de humedad en la vegetación o los suelos. La segunda región de interés está comprendida entre 3 y 5  $\mu\text{m}$ , y suele denominarse más propiamente como infrarrojo medio (IRM), siendo determinante para la detección de focos de alta temperatura (incendios o volcanes activos).

**Infrarrojo lejano o térmico** (IRT: 8 a 14  $\mu\text{m}$ ), que incluye la porción emisiva del espectro terrestre, en donde se detecta el calor proveniente de la mayor parte de la cubiertas terrestres.

**Microondas** (M, por encima de 1 mm), con gran interés por ser un tipo de energía transparente a la cubierta nubosa (Chuvienco, 2002)



**Figura 16. Espectro electromagnético (arriba longitudes de onda  $\lambda$  en metros.)**

#### 4.1.2. Radiación electromagnética.

La radiación electromagnética es una forma de energía que se propaga mediante ondas que se desplazan en el vacío a la velocidad de la luz (300000 Km/s) transportando cantidades discretas de energía. (Sigmur, 2006)

Para que pueda producirse una observación remota de la superficie terrestre es preciso que el sensor detecte un flujo energético proveniente de esta. Este flujo tiene una intensidad determinada, proveniente de, o dirigida a, una unidad de superficie y con una dirección concreta, así, la radiancia se considera como el total de energía radiada en una determinada dirección por unidad de área y por ángulo sólido de medida. Es un término fundamental en teledetección, ya que describe precisamente lo que mide el sensor, se cuantifica en vatios por metro cuadrado y estéreo-radián ( $\text{W/m}^2 \text{sr}^{-1}$ ) (Chuvieco, 2008)

De cara a la identificación de objetos y procesos en la superficie terrestre, lo que nos interesa es la reflectividad (relación entre el flujo incidente y el que refleja una superficie) de estos objetos respecto a las diferentes longitudes de onda. Cada tipo de material, suelo, vegetación, agua, etc. reflejará la radiación incidente de forma diferente lo que permitirá distinguirlo de los demás si medimos la radiación reflejada. A partir de medidas de laboratorio se ha obtenido la reflectividad para las distintas cubiertas en diferentes longitudes de onda. El gráfico que, para cada longitud de onda, nos da la reflectividad se denomina firma espectral y constituye una marca de identidad de los objetos. Resulta así fácil por ejemplo distinguir entre suelo y vegetación, e incluso entre diferentes tipos de suelo o diferentes tipos de vegetación.

La reflectividad en la nieve es muy alta especialmente en el visible, más en el caso de la nieve fresca. El agua, al ser el único elemento superficial capaz de transmitir radiación hacia abajo, tiene una reflectividad muy baja aunque muy dependiente de la longitud de onda. Absorbe casi toda la radiación que le llega en las bandas del infrarrojo próximo y medio. La reflectividad aumenta algo en el visible especialmente en las bandas del azul y el verde. La turbidez del agua contribuye al aumento de la reflectividad en el verde y en el infrarrojo reflejado. La eutrofización del agua aumenta su reflectividad en el verde.

La vegetación tiene una reflectividad baja en el visible aunque con un pico en el color verde, la clorofila absorbe el rojo y el azul reflejando más en el verde. La reflectividad es muy alta en el infrarrojo reflejado o próximo debido a la escasa absorción de energía por parte de las plantas en esta banda. En el infrarrojo medio hay una disminución especialmente importante en aquellas longitudes de onda en las que el agua contenida en la planta absorbe la energía.

Esta curva tan contrastada se debilita en el caso de la vegetación enferma en la que disminuye el infrarrojo y aumenta la reflectividad en el rojo y azul. Se observa también que la reflectividad de una planta depende de su contenido en agua. Cuando el contenido de agua aumenta disminuye la reflectividad ya que aumenta la absorción de radiación por parte del agua contenida en la planta.

Finalmente el suelo tiene una reflectividad relativamente baja para todas las bandas aunque aumentando hacia el infrarrojo. La firma espectral es más simple que en el caso de la vegetación. Sin embargo la reflectividad del suelo va a depender mucho de la composición química y mineralógica, la textura y del contenido de humedad. (Sigmur, 2006).

#### 4.1.3. El efecto de la atmósfera sobre la energía electromagnética

Al atravesar la atmósfera terrestre, la energía de ciertas longitudes de onda de la radiación solar se reduce considerablemente como ocurre con gran parte de la energía ultravioleta (0.001 a 0.4  $\mu\text{m}$ ) y algunas porciones del espectro infrarrojo (0.75 a 2.5  $\mu\text{m}$ ). En días de mucha nubosidad, la dilución atmosférica de energía en esas longitudes de onda es aun mayor (Chinea, 2002).

Este efecto de la atmósfera (atenuación atmosférica) es producido particularmente por la presencia de partículas en suspensión. Las partículas, según su tamaño, afectan distintas longitudes de onda. El caso extremo son las nubes, las



cuales pueden ocultar por completo el suelo, aunque cuando son tenues también afectan la transmisión de luz de una manera distinta según las longitudes de onda.

Partículas mucho más pequeñas afectan las longitudes de onda más cortas, y son particularmente comunes los casos de bruma. La facilidad de dispersión de la luz de este color es la que hace que el cielo diurno sea azul.

En teledetección hay que tener en cuenta un cuarto elemento, además del sensor, el objeto y el flujo electromagnético, la atmósfera que hay entre ambos. La energía solar incidente en nuestro planeta está cifrada en  $340 \text{ Wm}^{-2}$  (vatios/m<sup>2</sup>). De toda ella, sólo  $173 \text{ Wm}^{-2}$  llegan a la superficie terrestre, este factor de reducción o albedo habrá de ser tenido en cuenta a la hora de interpretar la respuesta de los objetos. En el trayecto seguido por la radiación electromagnética ésta sufrirá tres fenómenos principales:

- Absorción.- Proceso por el cual las moléculas y partículas de la atmósfera absorben la energía radiante ( $65 \text{ Wm}^{-2}$ ) y la transforman en energía interna que posteriormente será emitida en el infrarrojo térmico. La atmósfera reduce así la observación espacial a ciertas bandas concretas del espectro, llamadas ventanas atmosféricas. Pero si lo que se pretende es estudiar la atmósfera (satélites meteorológicos), los sensores se diseñarán para captar la radiación precisamente en aquellos lugares donde la absorción atmosférica sea más alta.

- Dispersión.- Este fenómeno se traduce en un re direccionamiento o pequeño desvío del camino recto de propagación. Es causado por la interacción entre la radiación y los gases y partículas atmosféricas. La reflexión consiguiente a ese choque, supone un aporte adicional a la radiancia proveniente de la superficie terrestre. Se reduce por tanto la radiancia directa, aumentando la difusa. Los principales causantes son los aerosoles y el vapor de agua.

- Emisión.- Como cualquier cuerpo con temperatura mayor que  $-273 \text{ }^\circ\text{K}$ , la Tierra emite su propia radiación, que lógicamente tiene mayor importancia en el infrarrojo térmico. Por tanto, su efecto es fundamental si pretendemos trabajar en dicha banda del infrarrojo térmico (Iturrate, 1998).

#### 4.1.4. Imágenes satelitales

Una imagen satelital es el producto obtenido por un sensor instalado a bordo de un satélite artificial a través de la captación de la radiación electromagnética emitida o reflejada por un cuerpo celeste; producto que posteriormente se transmite a

estaciones terrestres para su visualización, procesamiento y análisis. Existen diferentes tipos de imágenes satelitales, dependiendo del tipo de sensor. Desde las primeras cámaras fotográficas montadas en satélites en la década de los 60 hasta los más sofisticados y sensibles sensores hiperespectrales. Existe una amplia gama de tipos de imágenes satelitales que hoy se utilizan en las más diversas áreas, dependiendo de su resolución espacial así como de la información espectral que poseen; desde el espionaje militar, el monitoreo del cambio climático, monitoreo de incendios e inundaciones, seguimiento de huracanes y tifones, evaluaciones multiespectrales de vegetación etc. (Bense, 2007).

La información de la radiación solar reflejada o emitida por la superficie terrestre es capturada por el sensor y registrada en formato digital. Las imágenes se componen de una matriz regular o rejilla de celdas o píxeles. El valor numérico de cada píxel se define en función de la radiancia recibida por el sensor para esa porción de superficie, el cual se denomina nivel digital (ND). Una imagen se forma por determinadas bandas según la energía recibida en longitudes de onda específicas del espectro electromagnético.

#### 4.1.5. Pre procesamiento de imágenes satelitales

El pre procesamiento de las imágenes, consiste en hacer las correcciones de las imágenes, con el fin de eliminar cualquier anomalía detectada en la imagen, ya sea en su localización o radiometría de los píxeles que la componen.

Cualquier imagen adquirida por un sensor remoto, presenta una serie de alteraciones radiométricas y geométricas debidas a muy variados factores, en el caso concreto de las imágenes espaciales, las deformaciones más frecuentes pueden agruparse en 4 grupos: (Chuvienco, 2008).

- Distorsiones originadas por la plataforma.
- Distorsiones provocadas por la rotación terrestre.
- Distorsiones por el sensor.
- Distorsiones provocadas por la atmósfera.

Estas distorsiones, deben ser comprendidas para procesar los datos adecuadamente para posteriores análisis e interpretaciones. Consecuentemente la radiancia registrada por el sensor no es una representación exacta de la radiancia efectivamente reflejada por las coberturas. Esto significa que la imagen adquirida en

formato numérico presenta una serie de anomalías con respecto a la escena real detectada. Estas anomalías están en la localización de los píxeles que componen la matriz de datos. Las operaciones de corrección pretenden minimizar estas alteraciones. Como producto se obtiene una imagen corregida que es lo más próximo posible, geométrica y radiométricamente, a la verdadera energía radiante y características espaciales del área de estudio (APN, 2005)

#### 4.1.6. Correcciones geométricas - georeferenciación

La corrección geométrica es la modificación de la geometría de la imagen respecto de la geometría de la superficie terrestre. La georeferenciación es su adaptación a un sistema geodésico de referencia (por ejemplo ED50 ó ETRF 89) y una proyección geográfica determinada (ejemplo la UTM Universal Transverse Mercator).

Los procedimientos matemáticos que resuelven este problema y las metodologías usadas para su implementación, mediante algoritmos en las aplicaciones informáticas de teledetección son muy variados (Pérez y Muñoz, 2006).

##### 4.1.6.1. Aspectos generales de la corrección geométrica

- Determinar el “modelo geométrico” de la deformación de la imagen, es decir, el establecimiento de la relaciones matemáticas que ligan las coordenadas de un punto de la imagen (línea, columna), con las coordenadas terrestres (latitud, longitud y, eventualmente, altitud) del punto correspondiente.
- Aplicar el re muestreo de la imagen: Es la “creación” de la imagen corregida, lo cual supone realizar una interpolación radiométrica, para determinar el valor numérico a asignar a cada píxel de la imagen. (Pérez y Muñoz, 2006).
- La corrección geométrica de las imágenes satélite puede abordarse de acuerdo a dos procedimientos. En el primero, denominado corrección orbital, se pretende modelar aquellas fuentes de error geométrico conocidas, a partir de aplicar transformaciones inversas a las que realiza el sensor en el momento de la adquisición. Para ello, es preciso disponer, con bastante precisión, de las características orbitales de la plataforma y de las especificaciones del sensor. Gracias a ellas se pueden corregir errores sistemáticos, como son los derivados de la rotación o curvatura terrestre y de la inclinación de la órbita. El segundo enfoque resulta más empírico. Se trata de modelar el error geométrico a partir de una serie de puntos de coordenadas conocidas, que se denominan puntos de control, en este caso el error se modela inductivamente, ya que en las funciones de transformación se incluyen simultáneamente todas las fuentes de error,

asumiendo como es lógico, que esos puntos sean suficientemente representativos de la deformación geométrica que tiene la imagen (Chuvieco, 2008).

- El “re muestreo” de la imagen, existen tres métodos para realizar la interpolación radiométrica:

**Interpolación por el vecino más próximo.-** La solución más inmediata, asignarle el valor del pixel cuyo centro queda más próximo a nuestro punto, se llama método del vecino más próximo. Este procedimiento no altera los ND de la imagen original, solamente los traslada (se conserva los valores radiométricos originales de los pixeles).

**Interpolación bilineal.-** Consiste en realizar 3 interpolaciones lineales sucesivas entre los valores de los 4 pixeles cuyos centros rodean a nuestro punto. La interpolación bilineal asigna a la celda corregida la media ponderada de los ND correspondientes a las cuatro posiciones más cercanas a la imagen transformada.

**Interpolación bi cúbica.-** Es una aproximación de la formula de Shannon, que utiliza los valores del entorno de los 4x4 pixeles más próximos. Se interpola horizontalmente en cada una de las 4 líneas con el polinomio de tercer grado que pasa por los 4 puntos conocidos, y luego se interpola verticalmente con el polinomio de tercer grado que pasa por esos 4 puntos calculados. La fórmula, una vez simplificada, resulta ser una “convolución” o combinación lineal entre los 16 valores del entorno, cuyos coeficientes se calculan según las distancias en vertical y en horizontal a los bordes de la cuadrícula. La calidad visual obtenida es muy alta, y el algoritmo es fácilmente implementable, por lo que este es el método de interpolación más utilizado para imágenes que se vayan a interpretar visualmente (Pérez y Muñoz, 2006).

- Futuro de las correcciones geométricas

Previsiblemente, en un futuro no muy lejano y gracias a los sistemas de posicionamiento por satélite (tipo GPS) y a la mayor exactitud de los giróscopos, la precisión en la determinación de los parámetros orbitales durante la toma, será suficiente para una modelización física “exacta” de la geometría de la imagen, sin necesidad teórica de puntos de control (Pérez y Muñoz, 2006).

#### 4.1.7. Correcciones radiométricas

Una vez que la radiación electromagnética es generada y se propaga, interactúa con la atmósfera afectando a la radiación en su longitud de onda,

intensidad, distribución espectral y/o su dirección. Hay dos tipos de efectos que produce la atmósfera: absorción y dispersión. El ruido introducido por la atmósfera tiene efectos importantes en la teledetección y su remoción es necesaria (APN, 2005).

Las correcciones radiométricas buscan mejorar la precisión de las medidas de reflectancia, apuntan a eliminar ruidos en los ND (niveles digitales) de la imagen compensando las diferencias en los valores de radiancia y la conversión de los ND a valores de radiancia y reflectancia, utilizando modelos de atmósfera y las geometrías de iluminación/observación (APN, 2005).

El objetivo general de las correcciones atmosféricas es convertir los valores obtenidos por el sensor remoto en valores de reflectancia en superficie, que es la magnitud física de interés. Estos valores son necesarios cuando se utilizan datos satelitales para el análisis cuantitativo de las propiedades biofísicas de los elementos de la superficie terrestre, identificar y evaluar los procesos que en ella ocurren mediante la comparación de diferentes escenas en estudios temporales (APN, 2005) y cuando se deriven índices a partir de bandas ubicadas en diferentes regiones del espectro electromagnético.

#### 4.1.7.1. Cálculo de reflectividades

La conversión de los ND almacenados en una imagen cruda a variables físicas es un paso previo que resulta de gran utilidad en múltiples fases de la interpretación de imágenes, ya que permite trabajar con variables físicas de significado estándar, comparables en un mismo sensor a lo largo del tiempo, entre distintos sensores y entre la teledetección espacial y otros métodos de detección de energía electromagnética. La obtención de esas variables requiere resolver satisfactoriamente la acción de varios factores. Algunos hacen referencia al mismo sensor (calibrado de las radiancias), para lo cual es imprescindible contar con información de la entidad que lo gestiona, otras a las condiciones de observación (ángulos de iluminación y adquisición) y otras a elementos del ambiente (efecto atmosférico y topográfico, iluminación procedente de otras cubiertas) (Chuvieco, 2002).

La reflectividad de una cubierta depende de sus características físicas y químicas, así como de las condiciones de observación, el análisis de su variación en distintos rangos espectrales (o en las bandas de una imagen) nos permitirá discriminar las diferentes coberturas terrestres.

Para conocer la reflectividad de una superficie es preciso relacionar dos magnitudes: la energía reflejada y la incidente. A partir de datos

medidos por el sensor podemos obtener la primera, ya que la radiancia espectral medida por éste es consecuencia de la reflexión de la radiación solar por el suelo. Esa medición se codifica en un valor numérico (el ND) (Chuvieco, 2002).

*Conversión a parámetros físicos (Fernández, 2008)*

- El primer paso es convertir los ND a radiancia (magnitud física) y a partir de ésta obtener otros parámetros.
- Para obtener la radiancia es necesario conocer los coeficientes de calibración del sensor que la relacionan con los ND:

$$Lk = a_{ok} + a_{1k} * ND_k \tag{4}$$

Donde: LK es la radiancia de una banda determinada (en  $Wm^{-2} sr^{-1} \mu m^{-1}$ );  $a_0$  y  $a_1$  los coeficiente de calibración en dicha banda y  $ND_k$  corresponde al nivel digital de la imagen en la misma banda.

Los coeficientes son proporcionados por los organismos responsables de los sensores o programas. Una vez estimada la radiancia (en condiciones óptimas de calibración) se ha de relacionar con otros parámetros físicos.

Se puede decir que la radiancia recibida por un sensor de una banda k depende de:

- La radiación solar incidente y de la reflectancia de la cubierta.
- La transparencia y aporte de la atmósfera en esa banda.
- Ángulo de incidencia del sol.

$$Lk = \frac{E_{0,K} \cos \theta_i \rho^*_K}{D\pi} \tag{5}$$

Donde:  $E_{0,K}$  es la irradiancia solar en el techo de la atmosfera (para esa banda);  $\rho^*_K$  es la reflectividad aparente de la cubierta en esa banda K;  $\theta_i$  es el ángulo cenital del flujo incidente, formado por la vertical del terreno y los rayos solares; y  $D$  es el factor corrector de la distancia Tierra-Sol, calculado como:

$$D = (1 + 0,01674(\text{sen}(2\pi(J - 93,5) / 365)))^2 \quad (6)$$

Donde:  $J$  indica el día calendario juliano y el seno se asume que toma los valores del ángulo en radianes.

De forma simplificada, prescindiendo del efecto atmosférico y considerando la superficie del terreno como lambertiana, la reflectividad aparente puede calcularse a través de la siguiente fórmula:

$$\rho^*_K = \frac{D\pi L_{sen,k}}{E_{0,k} \cos \theta_i} \quad (7)$$

#### 4.1.7.2. Correcciones atmosféricas.

El cálculo del valor de la reflectancia en superficie implica introducir algún tipo de corrección sobre el efecto que imprime la atmósfera sobre la señal recibida por el sensor (APN, 2005).

Para el cálculo de la reflectividad de la superficie necesitamos estimar la transmisividad de la atmósfera (descendente  $\tau_{k,i}$  y ascendente  $\tau_{k,0}$ ), la irradiancia difusa ( $E_{d,k}$ ) y la radiancia atmosférica debida a la dispersión ( $L_{a,k}$ ).

Agregando estos parámetros a la fórmula (7) la fórmula queda:

$$\rho_K = \frac{D\pi((L_{sen,k} - L_{a,k}) / \tau_{k,0})}{E_{0,k} \cos \theta_i \tau_{k,i} + E_{d,k}} \quad (8)$$

Los procedimientos para abordar las correcciones atmosféricas con exactitud son muy laboriosos y requieren datos sobre las condiciones de la atmósfera en el momento de tomar la imagen, que no suelen estar disponibles. Además, el efecto de la atmósfera no es constante en la imagen, algunas zonas pueden estar afectadas más que otras, en función de la diversa presencia de aerosoles o vapor de agua (Chuvienco, 2002).

Procedimientos para las correcciones atmosféricas (King et al., 1999; Rodin, 1998; Sobrino, 2000):

- A partir de medidas *in situ*, ya sean referidas a perfiles de la composición atmosférica mediante radiosondeos, o mediciones en terreno.
- A partir de imágenes de otros sensores, que permitan estimar el estado de la atmósfera en el momento de adquisición de las imágenes.
- A partir de modelos físicos de transferencia radiativa, que suelen basarse en una serie de atmósferas estándar.
- A partir de datos de la propia imagen. Este sería, sin duda, el método más operativo, pues no requeriría información externa y facilitaría una corrección completa de los datos.

#### 4.1.7.3. Correcciones topográficas

En la obtención de información sobre la superficie del terreno a partir de imágenes satelitales, la iluminación oblicua y una topografía irregular genera unos efectos de sombreado e iluminación que modifican la respuesta debida exclusivamente al tipo de superficie. El efecto topográfico provoca una variación de la respuesta radiométrica de la superficie inclinada frente a la de una horizontal. Esta es función de su posición (pendiente y orientación) frente a las fuentes de iluminación y observación. Otro efecto importante es el ocasionado por el ocultamiento topográfico, es decir, el sombreado producido por el entorno sobre un punto del terreno para la posición del sol en el momento de la toma de la imagen. El problema de la corrección radiométrica de los datos procedentes de un sensor multiespectral se centra, por tanto, en la determinación de la respuesta característica de los diferentes tipos de superficie manteniendo invariante el efecto debido a la topografía y posiciones del sol y del observador (Felicísimo y García-Manteca, 1990).

La creciente disponibilidad de modelos digitales de elevación (MDE o DEM) permite abordar con ciertas garantías esta corrección, homogeneizando la señal de la misma cubierta independientemente de la vertiente en que se encuentre. (Chuviaco, 2002).

Para algunas superficies, la fracción de radiación reflejada hacia el sensor depende básicamente de su orientación frente al vector solar. La modelización de esta variable puede realizarse conociendo la pendiente y orientación



de cada punto de la zona, los valores de acimut y elevación solares y del observador (sensor) y la relación entre las componentes difusa y directa de la radiación solar. La componente directa de la radiación debe ser corregida en aquellas zonas donde exista ocultamiento topográfico. (Felicísimo y García-Manteca, 1990).

Disponiendo de un MDE preciso y bien ajustado a la imagen se puede estimar la variación introducida en los ND por efecto topográfico a partir de modelar las condiciones de iluminación en el momento de adquirir la imagen. Para ello necesitamos en primer lugar calcular el ángulo de incidencia ( $\gamma_i$ ) de una vertiente que depende de los ángulos solares y de pendiente (Civco, 1989; Colby, 1991; Conese et al., 1993)

$$\cos \gamma_i = \cos \theta_i \cos \theta_p + \text{sen} \theta_i \text{sen} \theta_p \cos(\phi_a - \phi_o) \quad (9)$$

Donde  $\gamma_i$  corresponde al ángulo cenital dl flujo incidente,  $\theta_i$  indica el ángulo cenital solar,  $\theta_p$  el gradiente de la pendiente,  $\phi_a$  el ángulo acimutal solar y  $\phi_o$  el ángulo de orientación de la pendiente. Estos cuatro ángulos se pueden obtener del MED y de la fecha y hora de adquisición de la imagen.

A partir de haber calculado el ángulo de incidencia pueden plantearse distintos métodos para compensar la diferencia de radiación incidente entre vertientes.

## **4.2. Características de los Satélites Landsat 7 Sensor ETM<sup>+</sup> y TERRA Sensor ASTER**

### **4.2.1. Satélite Landsat 7**

El satélite Landsat-1 fue lanzado el 07 de marzo de 1972, con esto se abrió una nueva percepción del planeta con una resolución tanto temporal como espectral desconocida hasta entonces. Este satélite dotado de sensores empleados en teledetección, fue diseñado con el fin de obtener datos de los recursos terrestres. La serie de satélites Landsat 1,2,3,4,5,7, desde el año 1972 da una de las mejores series históricas de la evolución de planeta (Fernández y Herrero, 2001). Las características del Landsat ETM+ se muestran en la Tabla 1.

**Tabla 1. Características del Satélite Landsat 7**

|                                      |                                   |
|--------------------------------------|-----------------------------------|
| Anchura de barrido:                  | 185 kilómetros                    |
| Altitud:                             | 705 kilómetros                    |
| Quantización:                        | 8 bits                            |
| Capacidad de almacenamiento a bordo: | ~ 375 Gb                          |
| Inclinación:                         | Solar-sincrónica, 98.2 grados     |
| Paso Ecuatorial:                     | Descendente; 10:00 am +/- 15 min. |
| Vehículo de Lanzamiento:             | Delta II                          |
| Fecha de lanzamiento:                | Abril 1999                        |

#### 4.2.2. Imágenes Landsat 7 ETM<sup>+</sup>

El sensor ETM + dispone de lectura de 8 canales, o bandas situadas en distintas zonas del espectro electromagnético, mientras que el sensor TM dispone de 7 bandas, como se muestra en la Tabla 2.

**Tabla 2. Resoluciones: Espacial; Temporal; Radiométrica y Espectral del sensor ETM + (Elaboración propia. Fuente: USGS, EEUU, 2009)**

| Banda | Resolución terreno (m) | Línea de datos por Escáner | Longitud de línea (Bytes) | Bits por pixel | Rango Espectral ( $\mu\text{m}$ ) | Zona del espectro  |
|-------|------------------------|----------------------------|---------------------------|----------------|-----------------------------------|--------------------|
| 1     | 30                     | 16                         | 6.600                     | 8              | 0.45 – 0.52                       | Visible azul       |
| 2     |                        |                            |                           |                | 0.52 – 0.60                       | Visible verde      |
| 3     |                        |                            |                           |                | 0.63 – 0.69                       | Visible rojo       |
| 4     |                        |                            |                           |                | 0.77 – 0.90                       | Infrarrojo cercano |
| 5     |                        |                            |                           |                | 1.55 – 1.75                       | Infrarrojo medio   |
| 6     | 60                     | 8                          | 3.300                     | 10.40 – 12.50  | Infrarrojo Térmico                |                    |
| 7     | 30                     | 16                         | 6.600                     | 2.09 – 2.35    | Infrarrojo medio                  |                    |
| 8     | 15                     | 32                         | 13.200                    | 0.52 – 0.90    | Visible                           |                    |

La resolución temporal mide el tiempo transcurrido desde la obtención de una imagen de un punto de la tierra, hasta la siguiente imagen del mismo punto. Para el satélite Landsat 7 la resolución temporal es de 16 días. Esta resolución, aunque es alta, en realidad es menos útil de lo que en principio se pudiera pensar, la presencia de nubes ocasiona que las imágenes sean inservibles en algunos casos (Fernández y Herrero, 2001).

La imagen utilizada para este estudio corresponde al satélite Landsat 7 sensor ETM+ (Enhanced Thematic Mapper), adquirida el 03 de noviembre del 2001, la

escena de toma es PATH = 010 y ROW = 063 del sistema WRS de Landsat, posee 6 bandas reflectivas con resolución espacial de 30 metros en la región del visible e infrarrojo cercano (bandas 1-5 y 7), una banda en la región térmica (banda 6) con 60 metros. El sensor ETM+ provee imágenes con 8 bandas, una banda más que el sensor TM, que corresponde a una banda pancromática (banda 8) de 15 metros de resolución espacial. El área de cobertura aproximada de la escena es de 170 x 183 kilómetros.

#### 4.2.3. Satélite TERRA

La plataforma TERRA y el sensor ASTER (The Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer) es un esfuerzo cooperativo entre la NASA y el Ministerio de Comercio Economía e Industria de Japón (METI). En 1999 el instrumento se lanzó a bordo del satélite TERRA de la NASA. El objetivo principal de la misión ASTER es mejorar el entendimiento de los procesos a escala local y regional que ocurren sobre o cerca de la superficie de la tierra y en la atmósfera inferior, incluyendo la interacción superficie-atmósfera. En la Tabla 3 se presentan sus características.

**Tabla 3. Características del Satélite TERRA (USGS, EEUU, 2009).**

|                                 |                                    |
|---------------------------------|------------------------------------|
| Institución responsable         | NASA, EEUU                         |
| Satélite                        | TERRA (EOS-AM1)                    |
| Anchura de barrido:             | 60 kilómetros                      |
| Altitud:                        | 705 kilómetros                     |
| Inclinación:                    | 98.2 grados                        |
| Tiempo de duración de la órbita | 98,1 min.                          |
| Vehículo de Lanzamiento:        | Atlas IIAS                         |
| Fecha de lanzamiento:           | 18/12/1999                         |
| Tipo de órbita:                 | Polar heliosíncrona                |
| Tiempo de vida proyectado:      | 6 a 7 años                         |
| Paso ecuatorial:                | 10:30 am                           |
| Sensores:                       | ASTER, MODIS, MISR, CERES y MOPPIT |

#### 4.2.4. Imágenes ASTER

Las imágenes ASTER son utilizadas para la interpretación geológica y ambiental, entre otros usos, la cobertura de una escena ASTER es de 61.5 Km por 63 Km. ASTER está compuesto por 3 subsistemas, cada uno de cuales presenta características particulares, 3 bandas en la región espectral del visible e infrarrojo cercano (VNIR) con una resolución espacial de 15 metros; 6 bandas en la región espectral del infrarrojo de onda corta (SWIR) con una resolución espacial de 30 metros

y 5 bandas en el infrarrojo térmico (TIR) con una resolución espacial de 90 metros. En la banda 3 ASTER presenta 2 posiciones: 3N visión nadir y 3B visión hacia atrás, lo que permite realizar modelos digitales de elevación (DEM) por pares estereoscópicos (USGS, 2009). En la Tabla 4 se muestra las principales características de estas imágenes.

**Tabla 4. Resoluciones: Espacial; Temporal; Radiométrica y Espectral del sensor ASTER (Elaboración propia. Fuente: USGS, EEUU, 2009)**

| Banda | Resolución terreno (m) | Resolución Radiométrica (Bytes por pixel) | Rango Espectral ( $\mu\text{m}$ ) | Zona del espectro                   |
|-------|------------------------|---|-----------------------------------|-------------------------------------|
| 1     | 15                     | 8   | 0.52 – 0.60                       | VNIR (Visible e infrarrojo cercano) |
| 2     |                        |   | 0.63 – 0.69                       |                                     |
| 3N    |                        |   | 0.78 – 0.86                       |                                     |
| 3B    | 30                     | 8   | 0.78 – 0.86                       | SWIR (infrarrojo de onda corta)     |
| 4     |                        |   | 1.6 – 1.7                         |                                     |
| 5     |                        |   | 2.145 – 2.185                     |                                     |
| 6     |                        |   | 2.185 – 2.225                     |                                     |
| 7     |                        |   | 2.235 – 2.285                     |                                     |
| 8     |                        |   | 2.295 – 2.365                     |                                     |
| 9     | 90                     | 12  | 2.360 – 2.430                     | TIR (infrarrojo térmico)            |
| 10    |                        |   | 8.125 – 8.474                     |                                     |
| 11    |                        |   | 8.475 – 8.825                     |                                     |
| 12    |                        |   | 8.925 – 8.275                     |                                     |
| 13    |                        |   | 10.25 – 10.95                     |                                     |
| 14    | 10.95 – 11.65          |   |                                   |                                     |

Para el satélite TERRA la resolución temporal es de 16 días.

La imagen ASTER utilizada en el presente estudio fue adquirida el 22 de Julio del 2004, tiene 9 bandas: 3 en el visible e infrarrojo cercano (VNIR), y 6 bandas en el infrarrojo medio (SWIR).

### 4.3. Índices de Vegetación

Los índices de vegetación, o índices verdes, son transformaciones que implican efectuar una combinación matemática entre los niveles digitales almacenados en dos o más bandas espectrales de la misma imagen. (Esperanza y Zerda, 2002).

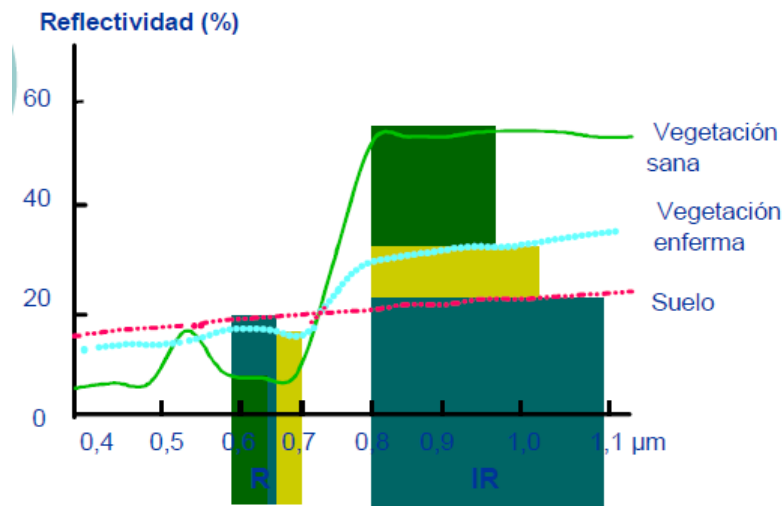
El desarrollo de estos índices obedeció a la observación de la consistencia de la respuesta a la reflectancia de la luz roja e infrarroja de la vegetación verde: a mayor cantidad de clorofila, mayor absorción de la luz incidente roja; a mayor volumen foliar, mayor reflectancia de la luz infrarroja cercana. Considerando que pueden existir otras coberturas con alta reflectancia en el infrarrojo, u otras con alta absorción en el rojo, el empleo de solo una banda puede conducir a errores. Sin embargo, solo la vegetación viva produce invariablemente ambas respuestas, de modo que si se calcula el cociente

de la reflectancia infrarroja por la roja, o su diferencia, como la primera siempre aumenta conforme la segunda disminuye, el cociente (o diferencia) será mayor cuanto más vegetación haya, por el efecto aditivo que una mayor abundancia de vegetación produce (Towers, 2002).

#### 4.3.1. Composición y aplicaciones

La observación remota de las cubiertas vegetales puede apoyarse en el gran contraste cromático que presenta la vegetación vigorosa entre las distintas bandas del espectro, y singularmente entre la visible (alta absorción, baja reflectividad) y el NIR (baja absorción, alta reflectividad) como se aprecia en la figura 17. De ahí que podemos enunciar, como principio genérico, que cuanto mayor sea el contraste entre esas dos bandas, mayor será la cobertura vegetal y/o el vigor de la vegetación y más clara su discriminación frente a otros tipos de cobertura. Este comportamiento espectral teórico de las coberturas vegetales ha sido la base para obtener una serie de índices de vegetación, que se basan precisamente en el contraste entre las bandas R y NIR del espectro. Se construyen a partir de la combinación de esas dos bandas, cuando disponemos de una imagen multispectral. Muy variados en su desarrollo, todos ellos tienden a presentar en forma más nítida las características de la vegetación, facilitando su aislamiento de otras coberturas y la detección de su estado vital. (Bannari, et al., 1995; Curran, 1981; Myneni et al., 1997; Sellers 1989; Chuvieco, 2008).

Los índices de vegetación se aplican en análisis cuali o cuantitativos. Empleados cualitativamente, permiten determinar rápidamente el estado relativo de la vegetación en una zona. Como una gran variedad de factores afecta directamente la producción de biomasa, los índices pueden emplearse para determinar la influencia de dichos factores en una zona o momento. Así, pueden usarse para determinar el efecto sobre la biomasa de sequías, anegamientos, incendios, desmontes, granizo, plagas, o deficiencias nutricionales (Towers, 2002).



**Figura 17. Comportamiento de los índices de vegetación sobre la reflectancia en diversas longitudes de onda. Tomado de Índices Espectrales. Universidad de Alcalá, 2001.**

#### 4.3.2. Limitaciones de los índices de vegetación

El Índice de Vegetación Normalizado NDVI es el índice de vegetación más utilizado para la evaluación de la erosión del suelo. Sin embargo, el NDVI tiene algunos problemas en la estimación de la cubierta vegetal, por ejemplo, este índice comienza a saturar cuando la cubierta vegetal es superior al 50% (Gill et al., 2009), y no es sensible al verde cuando la cubierta vegetal es baja. Por este motivo puede sobre o subestimar la cubierta vegetal, dando información errónea en algunas zonas (Zhongming et al., 2009).

El problema de la iluminación.- la compensación de los efectos atmosféricos no es perfecta con el NDVI, entre otras cosas porque los cambios atmosféricos no afectan todas las longitudes de onda de la misma manera. Por este motivo, se han desarrollado índices verdes que combinan los valores de reflectancia de modos no lineales, como ocurre en el Índice de Vegetación de Ambiente Global GEMI (Pinty y Verstraete, 1992). Existen éste y muchos otros intentos de corregir el problema de la iluminación, pero si bien frecuentemente mejoran la precisión, suelen presentar algunas complicaciones para el cálculo o, por ser relativamente poco empleados, se desconoce el grado de corrección que aportan en distintas situaciones. Sin embargo, en aplicaciones puntuales arrojan resultados más consistentes que los índices más comunes (Towers, 2002).

El otro problema que se presenta con el uso de los índices verdes es la contaminación con respuestas espectrales provenientes del suelo cuando la cobertura

no es alta. Si se está intentando evaluar de modo cuantitativo la información, y la respuesta del suelo presenta problemas, existen algunas salidas como emplear un índice verde corregido por el efecto del suelo, como el Índice de Vegetación Perpendicular PVI (Richardson y Wiegand, 1977), o el Índice de Vegetación Ajustado por Suelo Transformado TSAVI (Baret y Guyot, 1991). En ambos casos se estudia la llamada “línea de suelo” y se determina la distancia perpendicular desde esta línea hasta el valor total de reflectancia en rojo y NIR. Efectivamente lo que se realiza es restar la reflectancia propia del suelo del valor total de reflectancia, y se presume que la diferencia se debe a la vegetación (Towers, 2002).

Otra opción es, identificar sobre el terreno lotes con cobertura vegetal total y suelos desnudos, y se determina, para cada pixel, la proporción de cada respuesta que lo compone, es decir se separan la proporción de pixel cubierta por vegetación y la del suelo (desmezclado del pixel).

Sin embargo, aún con coberturas parciales, es común que la contaminación por suelo sea menor de lo que se espera. Esto es así porque la inclinación solar, y el ángulo de observación, son tales que el suelo no se observa. Obviamente, si el sol iluminase desde el cenit, y también desde allí se realizara la teledetección, un cultivo con 70 % de cobertura devolvería un 70 % de respuesta proveniente de la vegetación y un 30 % proveniente del suelo. Pero la luz alcanza al cultivo en diagonal, y salvo con coberturas muy bajas, o surcos muy anchos, generalmente interactúa con la vegetación antes de alcanzar el suelo. Es por este motivo que el NDVI no aumenta por encima de coberturas del orden del 80 % (Towers, 2002).

#### 4.3.3. Índice de vegetación de diferencia normalizada NDVI.

El NDVI (Rouse et al. 1974) es el índice de vegetación más utilizado para todo tipo de aplicaciones. La razón fundamental es su sencillez de cálculo, y disponer de un rango de variación fijo (entre  $-1$  y  $+1$ ), lo que permite establecer umbrales y comparar imágenes, etc. Este índice da lugar a isolíneas de vegetación de pendiente creciente y convergente en el origen (Sánchez, et al, 2000).

Respecto a otros índices de vegetación más complejos, el NDVI tiene las ventajas de tener una gran sencillez de cálculo y de facilitar la interpretación directa de los parámetros biofísicos de la vegetación. Además permite la comparación entre datos obtenidos por diferentes investigadores. Por otro lado, tiene el inconveniente de que posee poca capacidad de minimizar la influencia del suelo y de la atmósfera. El NDVI permite identificar la presencia de vegetación verde en la superficie y

caracterizar su distribución espacial, así como, la evolución de su estado a lo largo del tiempo. Esto está determinado fundamentalmente por las condiciones climáticas. La interpretación del índice debe, asimismo, considerar los ciclos fenológicos y de desarrollo anual, para distinguir oscilaciones naturales de la vegetación con los cambios en la distribución temporal y espacial, causados por otros factores.

- El agua tiene reflectancia mayor en el infrarrojo que en el rojo, por lo tanto valores negativos de NDVI.
- El suelo descubierto y con vegetación rala presenta valores positivos aunque no muy elevados.
- La vegetación densa, sana y bien desarrollada presenta los mayores valores de NDVI.
- Las nubes presentan valores similares en el R e IRC, por lo que su NDVI es cercano a 0.

El NDVI posee un gran valor en términos ecológicos, ya que es un buen estimador de la fracción de la radiación fotosintéticamente activa interceptada por la vegetación (fPAR) (Monteith, 1981), la productividad primaria (Paruelo et al, 1997; Tucker et al, 1985), y una variable integradora del funcionamiento del ecosistema (Wall y Virginia. 2000). El Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada se calcula mediante la siguiente expresión:

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad (10)$$

Donde:

NIR= reflectancia corregida atmosféricamente correspondiente al infrarrojo cercano

R = reflectancia corregida atmosféricamente correspondiente al rojo.

#### 4.3.4. Índice de estrés hídrico MSI

De todos los índices no verdes de uso común, el más conocido es el denominado MSI, o Índice de Estrés Hídrico (Rock et al. 1985). Se calcula dividiendo la reflectancia de la banda 5 del Landsat por la de la banda 4. Como se mencionara anteriormente, la banda 4 responde a la biomasa presente y la banda 5, fuertemente afectada por el contenido de agua en la planta, tiene una respuesta similar en plantas



sana, pero en una planta seca o bajo stress hídrico, la reflectancia medida aumenta proporcionalmente más que la de la banda 4. El resultado es que a medida que la vegetación se seca, el MSI aumenta.

Conforme una hoja se seca, aumenta su reflectancia a lo largo de todo el espectro. El secado produce aumentos en la zona del rojo (0,6 – 0,7  $\mu\text{m}$ ), y en el infrarrojo medio en la zona de las bandas de absorción de agua (1,4  $\mu\text{m}$ , 1,9  $\mu\text{m}$ , y 2,6  $\mu\text{m}$ ) (Towers, 2002).

El MSI puede ser una alternativa para conocer el estado de estrés hídrico de un cultivo o una cobertura vegetal, y está relacionado con la temperatura de la planta y la humedad aprovechable del suelo (Palacios et al., 2009).

El Índice de Estrés hídrico se calcula mediante la siguiente expresión:

$$MSI = \frac{NIR - SWIR}{NIR + SWIR} \quad (11)$$

Donde:

NIR= reflectancia corregida atmosféricamente correspondiente al infrarrojo cercano

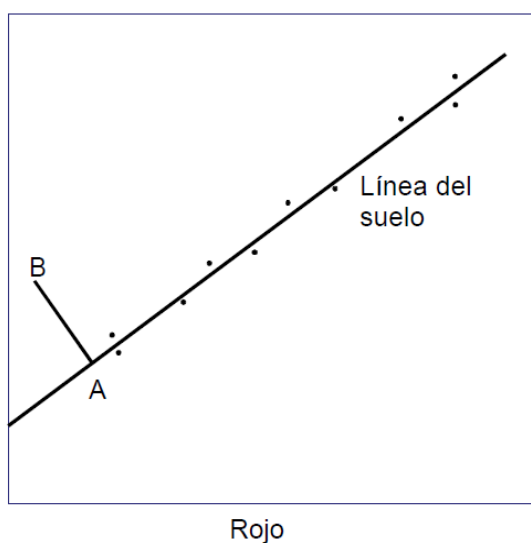
SWIR = reflectancia corregida atmosféricamente correspondiente al infra rojo medio.

#### 4.3.5. Índice de vegetación ajustado al suelo SAVI

El SAVI (por sus siglas en ingles) (Huete, 1988) trata de corregir el efecto del suelo en el valor del índice.

En la firma espectral de los suelos se observa que su reflectividad es similar en las bandas roja e infrarroja cercana. También, al cambiar las condiciones del suelo la reflectividad aumenta o disminuye simultáneamente en ambas bandas. Así, un suelo húmedo refleja menos en el rojo pero también menos en el IRC, y un suelo seco refleja más en ambas bandas. Lo cierto es que, si representamos en un figura que tenga en uno de los ejes la banda R y en el otro la banda IRC, los puntos que representan superficies desnudas se distribuyen (con mayor o menor dispersión según la variación experimentada por los parámetros que determinan la reflectividad de los suelos que representan), a lo largo de una línea recta, llamada la “línea del suelo” (ver Figura 18). Como siempre forman una línea recta, se puede definir a partir de dos puntos, correspondientes a los valores de reflectividad de un mismo suelo húmedo y seco en las bandas R e IRC. Si en un punto concreto no hay vegetación, ese punto se representará sobre la línea del suelo. Pero si hay una cierta cantidad de vegetación, la

reflectividad de esa zona en el rojo será más baja que la del suelo desnudo, y en el infrarrojo será más alta, por lo que el punto quedará representado alejado de la línea del suelo. Cuanto más lejos esté de la línea del suelo, más vegetación habrá en el pixel; por eso, se toma como una medida de la cantidad de vegetación, la distancia perpendicular desde cualquier punto a la línea del suelo. La línea del suelo se calcula a partir de la reflectividad en el rojo y el infrarrojo cercano de una serie de pixeles de suelo desnudo localizados en la imagen, por análisis de regresión en la que la banda roja se toma como variable independiente y la banda infrarroja como variable dependiente (Sánchez et al., 2000).



**Figura 18. Línea del suelo. (Sánchez et al., 2000)**

Al medir la distancia perpendicular desde cada valor a la línea del suelo, índices como el Índice Perpendicular de Vegetación (PVI) determina isolíneas de vegetación que son paralelas a la línea del suelo. Sin embargo, una serie de trabajos posteriores (Huete et al., 1985) demuestran que las isolíneas de vegetación no son en realidad paralelas a la línea del suelo (como resultan del PVI) ni convergentes en el origen (como las del NDVI), sino que aumentan su pendiente y su ordenada en el origen al aumentar la cantidad de vegetación. Por ello, no convergen en un punto, ya que la convergencia es en parte dependiente de la densidad de vegetación. Sin embargo, se puede conseguir una aproximación desplazando el origen a un punto en el que las densidades intermedias de vegetación convergen con la línea del suelo (Huete, 1988). Ello se consigue añadiendo una constante L al denominador del NDVI. L puede tomar valores entre 0 y 1, dependiendo de la densidad de la vegetación

(valores más altos para densidades más bajas). Para mantener el mismo rango de variación que el NDVI, el resultado debe multiplicarse por  $1 + L$ . (Sánchez et al., 2000).

El SAVI nació como una necesidad de disminuir las alteraciones del valor del NDVI en aplicaciones en zonas áridas, ya que el mismo valor de NDVI puede corresponder a cubiertas vigorosas pero poco densas, o a cubiertas densas pero con poca vitalidad (INIA, 2010).

El Índice de vegetación ajustado al suelo se calcula mediante la siguiente expresión:

$$SAVI = \frac{IR - R}{IR + R + L} (1 + L) \quad (12)$$

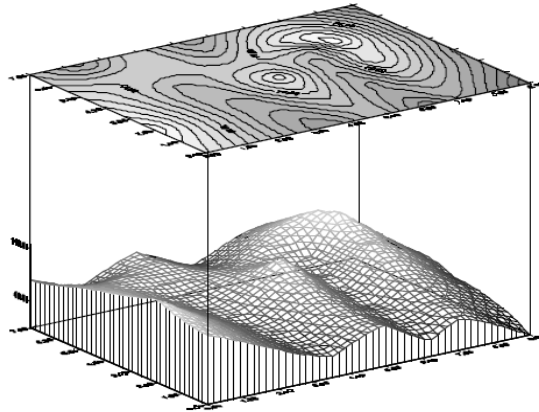
Donde:

- IR** = reflectancia corregida atmosféricamente correspondiente al infrarrojo cercano
- R** = reflectancia corregida atmosféricamente correspondiente al rojo
- L** = es un parámetro que varía según la densidad de la vegetación, para densidades intermedias, como en el caso de las imágenes de satélite, se toma 0,5 (Cosero., et al. 1998)

El factor L (línea de suelo) es un parámetro que varía según la densidad de la vegetación y que está relacionado con la reflectividad del suelo. Para densidades intermedias, como en el caso de las imágenes de satélite, se toma  $L = 0.5$ . Este índice se utiliza con el fin de conseguir corregir algunos efectos externos al valor del NDVI en lugares donde el aporte de la reflectividad del suelo es elevada (Huete, 1988)

#### **4.4. Superficie Real y Superficie Reducida**

Cuando se habla de superficies podemos distinguir la superficie real (también denominada natural) y la superficie proyectada (también denominada agraria o reducida), como se muestra en la figura 19. Si tenemos dos parcelas de terreno una de ellas ubicada sobre una zona plana y la otra en media ladera, con la misma superficie proyectada, la superficie real de la segunda será mayor (Franco, 1999). Del mismo modo, la superficie proyectada de una cobertura dada en zonas de elevada pendiente será considerablemente menor que la superficie real.



**Figura 19. Superficie natural o real (inferior) y proyectada (superior)**

La superficie reducida o proyectada es la que por defecto utilizamos al trabajar con cartografía y Sistemas de Información Geográfica (SIG). Por ejemplo: Imaginemos un predio situado en la ladera de una colina con una gran pendiente. La superficie del predio proyectada sobre el mapa (vista ortogonalmente desde arriba) es mucho más pequeña que la superficie real que obtendríamos si nos pusiéramos a medir la finca directamente sobre el terreno.

Cuando existen grandes pendientes, las diferencias entre ambas pueden ser muy importantes. En SIG es fácil calcular la superficie real utilizando Modelos Digitales del Terreno (tanto raster como TIN). A partir de un Modelo Digital del Terreno se calculan las pendientes en grados, luego a la superficie reducida de la unidad considerada (sea una celda raster o un triángulo de un TIN) se la divide por el coseno del ángulo de la pendiente, de la siguiente forma:

$$\text{Superficie real} = \text{Superficie reducida} / \text{coseno del ángulo de la pendiente}$$

Este cálculo se realiza en cada celda. La superficie reducida está dada por el tamaño del píxel del DEM.

Por ejemplo, si tenemos una celda con 1 hectárea (ha) de superficie y un ángulo de pendiente 15 grados sexagesimales, la superficie real será:

$$1/(\cos 15) = 1.03528 \text{ ha.}$$

Si se obtiene esa diferencia en una celda, la diferencia será mayor cuando se trabaje en una superficie que está compuesta por miles de celdas con pendiente importante. Sin embargo, la superficie con la que siempre se trabaja a efectos cartográficos y legales (catastro, etc.) es la superficie reducida, que no tiene en cuenta

la pendiente. Con este procedimiento se obtiene la superficie real de todas las celdas del DEM de una forma sencilla y automática (Ortiz, 2003).

#### 4.4.1. Modelo digital de terreno MDT y modelo de elevación digital DEM.

Un modelo digital de terreno es una estructura numérica de datos que representa la distribución espacial de una variable continua y cuantitativa.

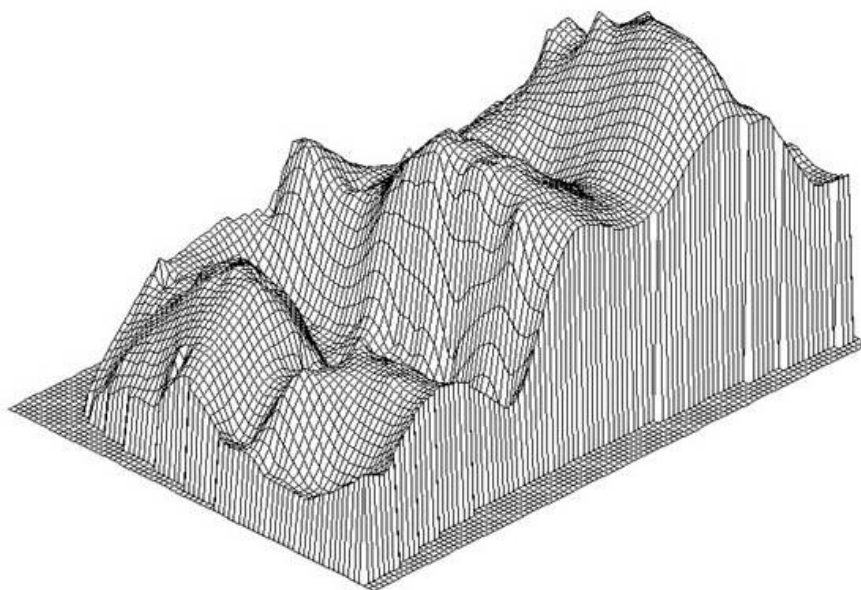
Propiedades básicas de un MDT:

- Toman la forma de estructura de datos, lo que significa que no son una acumulación o listado de cifras, sino que su construcción debe realizarse de acuerdo con una estructura interna. Esta estructura refleja en forma lógica (en el sentido informático) el almacenamiento y vinculación de las unidades de información entre sí.
- En segundo lugar, los MDT representan la distribución espacial de una variable; lo que acota claramente su ámbito de actuación en la modelización de fenómenos geográficos.
- Finalmente, la definición indica que la variable representada en un MDT debe ser cuantitativa y de distribución continua.

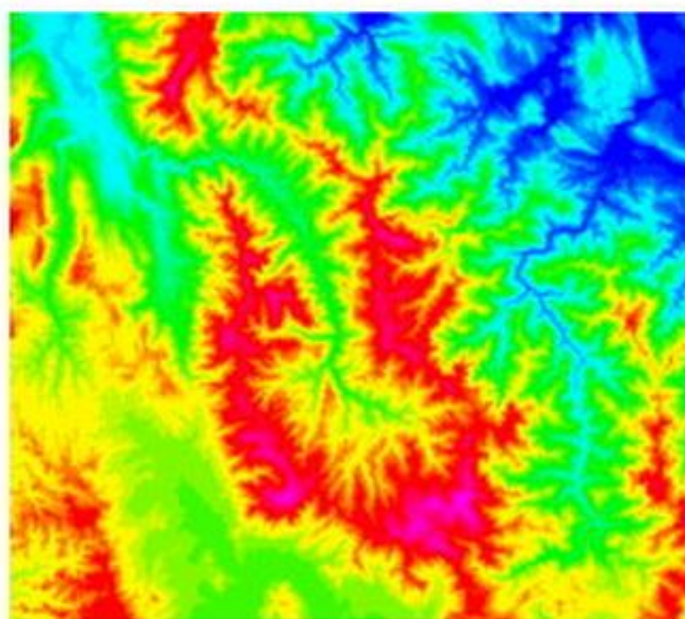
Este punto separa conceptualmente los mapas temáticos de los MDT, ya que se excluyen las variables nominales, representadas habitualmente mediante recintos con un identificador o código interno y, de forma general, las variables representadas por entidades lineales o puntuales, por ejemplo, una red hidrográfica.

La definición general de MDT no hace referencia explícita a la variable representada, por tanto puede ser cualquiera que cumpla con los requisitos de la misma. Este aspecto, aunque en principio pueda parecer evidente, debe ser destacado ya que es habitual identificar los MDT con los modelos de elevación digital DEM o MDE (Felicísimo, 1997)

El MDE es un caso particular de MDT, en el que la variable representada es la cota del terreno en relación a un sistema de referencia concreto. Un MDE implica una representación de las elevaciones del terreno mediante valores numéricos, generalmente esta representación es una forma simplificada de la geometría de la superficie del terreno, (figuras 20 y 21). Consiste en una serie de puntos con coordenadas conocidas referenciadas a un sistema de coordenadas bidimensionales a las que se les asocia un valor de elevación.



**Figura 20. Representación de DEM tipo malla vista en perspectiva.**



**Figura 21. Representación de DEM en dos dimensiones por medio de tonos.**

#### 4.4.2. Método superficies e índices a partir de elevaciones

Este método se basa en el cálculo de la superficie real de una red de áreas a partir de una red de elevaciones, derivadas de un modelo de elevación digital (DEM).

Antecedentes: El área de un paisaje (superficie real) se presenta casi siempre en términos del área planimétrica (superficie reducida), por ejemplo, como si un kilómetro cuadrado en el Himalaya representa la misma cantidad de la superficie de

un kilómetro cuadrado en el Nebraska (EEUU). Para predecir áreas de distribución de especies de fauna silvestre en general, se utiliza el área de planimetría, incluso cuando se describen que las especies habitan en las montañas como las cabras de montaña (*Oreamnos americanus*) y el puma (*Felis concolor*). Pero si el comportamiento de una especie y dinámica de la población están en función de los recursos disponibles, y si esos recursos son limitados espacialmente, estos recursos pueden ser mejor evaluados utilizando la superficie del paisaje.

Existe una variedad de métodos en la bibliografía para medir la irregularidad del terreno. Hobson (1972) describe algunos métodos de cálculo para la estimación de la superficie, analizó el concepto de relaciones de superficie. Beasom (1983) describe un método para estimar la superficie terrestre sobre la base de las intersecciones de los puntos de muestreo y las líneas de contorno en un mapa de contornos, y Jenness (2000) describió un método similar basado en la medición de la densidad de líneas de contorno en un área. Mandelbrot (1983) describe el concepto de una "dimensión fractal" en el que la dimensión de una superficie irregular se encuentra entre dos (lo que representa una llanura) y tres (que representan una superficie que pasa por cada punto dentro de un volumen). El cálculo de esta dimensión fractal puede ser muy difícil de cómputo, y Polidori et al. (1991), Lam y De Cola (1993) y Lorimer et al. (1994) discutieron una variedad de métodos para estimar la dimensión fractal de un paisaje. Una estimación de la superficie también se podría derivar de la pendiente y el aspecto de una celda (Berry, 2002), aunque Hodgson (1995) demostró que la mayoría de los algoritmos para el cálculo de pendientes y orientación de pendientes generaban valores que reflejan un área 1,6 a 2 veces el tamaño de la celda real. Los valores de superficie se obtienen con este método, por lo tanto, pueden ser indebidamente influenciados por las celdas adyacentes.

El método de "superficies e índices a partir de elevaciones" ofrece como ventaja, que permite realizar un análisis de vecindad en las redes de superficie, de tal manera que se puede calcular la superficie dentro de un rango de todas las celdas de la cuadrícula. Esto es útil si se desea llevar a cabo análisis a diferentes escalas espaciales.

En resumen, este método calcula las superficies mediante la siguiente estrategia:

- Las superficies se derivan de un modelo de elevación digital mediante el uso de la información de elevación de ocho celdas adyacentes a una celda central.

- La superficie se calcula a partir de la suma de las áreas de ocho triángulos cuyos vértices son los puntos centrales de las 9 celdas.
- El área de un triángulo se ajusta de modo que sólo representa la parte del triángulo que se superpone a la celda central.
- Las áreas de los ocho triángulos se suman para producir la superficie total de esa celda. En las figuras 22 hasta la 27 se muestra el método.

|     |     |     |     |     |     |
|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| 210 | 190 | 170 | 155 | 140 | 135 |
| 204 | 183 | 165 | 145 | 125 | 120 |
| 200 | 175 | 160 | 122 | 110 | 100 |
| 208 | 187 | 165 | 150 | 126 | 120 |

**Figura. 22. Representación de una superficie con celdas y datos de elevación.**

Se calcula el área de la superficie de la celda con el valor de elevación "183", basada en los valores de elevación de las ocho celdas que lo rodean.

|     |     |     |     |     |     |
|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| 210 | 190 | 170 | 155 | 140 | 135 |
| 204 | 183 | 165 | 145 | 125 | 120 |
| 200 | 175 | 160 | 122 | 110 | 100 |
| 208 | 187 | 165 | 150 | 126 | 120 |

**Figura. 23. Representación de la celda central (183) y las 8 aledañas utilizadas para el cálculo por el método de superficies e índices a partir de elevaciones.**

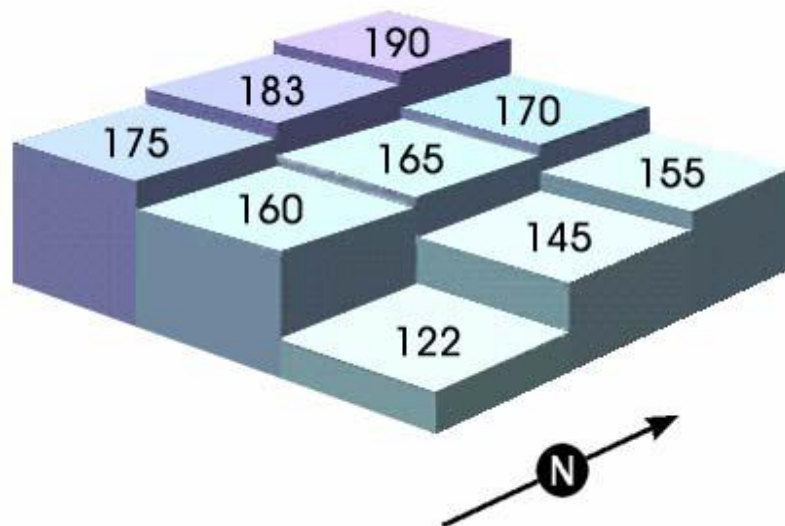
Y el área superficial para "165" que es el valor de elevación de la celda circundante de las ocho que la rodean:



|     |     |     |     |     |     |
|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| 210 | 190 | 170 | 155 | 140 | 135 |
| 204 | 183 | 165 | 145 | 125 | 120 |
| 200 | 175 | 160 | 122 | 110 | 100 |
| 208 | 187 | 165 | 150 | 126 | 120 |

**Figura. 24. Representación de la celda circundante (165) y las 8 aledañas utilizadas para el cálculo por el método de superficies e índices a partir de elevaciones.**

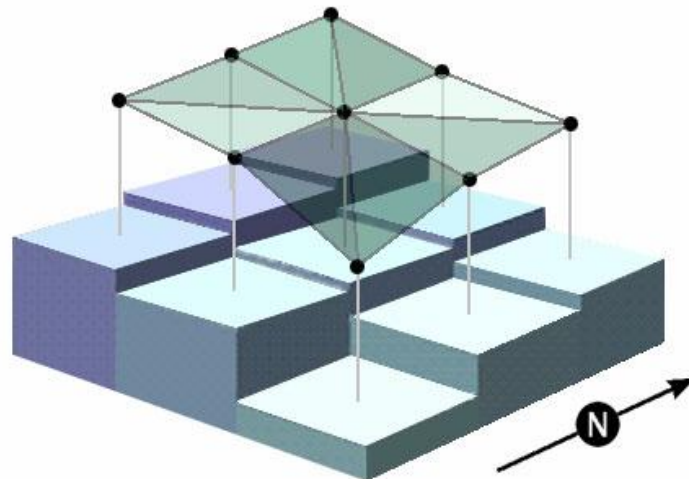
El siguiente ejemplo es el cálculo de superficie que se basa en la ilustración anterior (figura 24.), donde se calcula el área de la superficie de una celda con un valor de elevación de 165, rodeado por las celdas con valores de 190, 170, 155, 183, 145, 175, 160 y 122. Esta red de valores de elevación se puede representar en tres dimensiones como un conjunto de columnas adyacentes, cada uno aumentando tanto como lo especifica el valor de elevación.



**Figura. 25. Representación en perspectiva de las celdas utilizadas para el cálculo por el método de superficies e índices a partir de elevaciones.**

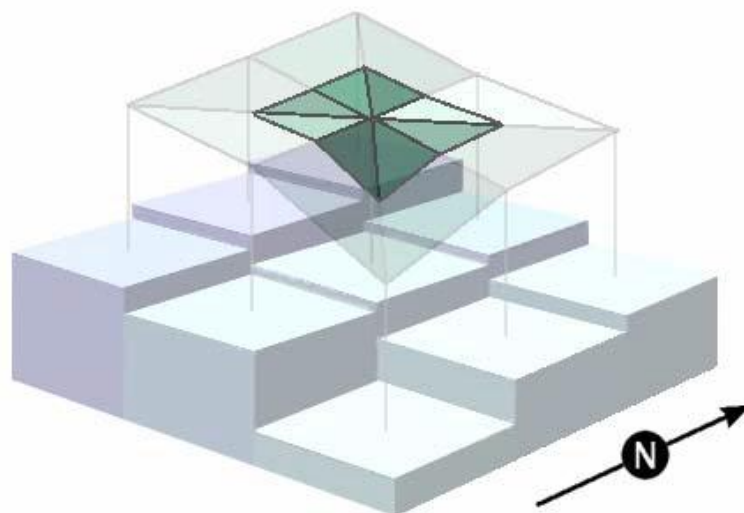
Se toman los puntos centrales tridimensionales de cada una de estas 9 celdas, y se calculan las longitudes de las 8 líneas que conectan el punto central con las de las 8 celdas circundantes. A continuación, se calculan las longitudes de las

líneas que conectan cada una de las 8 celdas circundantes, de modo que se termina calculando las longitudes de los lados de los 8 triángulos que se encuentran en el punto central de la celda central. Con estas longitudes, se calculan las áreas de cada uno de los triángulos.



**Figura. 26. Representación en perspectiva de las celdas utilizadas para el cálculo por el método de superficies e índices a partir de elevaciones – formación de triángulos.**

El cálculo de estas longitudes es simple, para calcular los lados de los triángulos se utiliza la diferencia entre el tamaño de la celdas, mientras que para la hipotenusa se aplica el teorema de Pitágoras. Sin embargo, ya que se quiere obtener sólo la superficie dentro de cada celda, se cortan todas las longitudes de triángulo en la mitad. Ahora, al calcular el área de un triángulo basado en las longitudes de tres lados cortados, cada triángulo estará dentro de los límites de las celdas. Como se representa en la siguiente figura:



**Figura. 27. Representación en perspectiva de las celdas y obtención de la superficie. Método de superficies e índices a partir de elevaciones – triángulos definitivos.**

Esta acción se justifica sobre la base de los criterios de similitud lado-ángulo-lado de los triángulos semejantes, que establece que “si dos triángulos tienen un ángulo igual y los lados que comprenden los ángulos son iguales o proporcionales, los triángulos son equiángulos y tendrán iguales los ángulos que contienen los lados correspondientes”. Cada triángulo original es similar a su correspondiente triángulo recortado, por que los dos lados que se extienden desde la celda central en el triángulo original son exactamente el doble del largo que los lados respectivos del triángulo recortado, y los ángulos definidos por estos lados son los mismos en cada triángulo. Por lo tanto, el tercer lado del triángulo recortado debe ser exactamente la mitad, siempre que el lado correspondiente sea del triángulo original (Jenness, 2004).

## 5. MATERIALES Y MÉTODOS

### 5.1. Imágenes Satelitales

Los datos satelitales multiespectrales, corresponden al satélite Landsat 7 sensor ETM+ (Enhanced Thematic Mapper) adquirida el 03 de noviembre del 2001, la escena de toma es PATH = 010 y ROW = 063 del sistema WRS de Landsat, posee 6 bandas reflectivas con resolución espacial de 30 metros en la región del visible e infrarrojo cercano (bandas 1-5 y 7) y una banda en la región térmica (banda 6) con 60 metros. El sensor ETM+ provee imágenes con 8 bandas, una banda más que el sensor TM, que corresponde a una banda pancromática (banda 8) de 15 metros de resolución espacial. El área de cobertura aproximada de la escena es de 170 x 183 kilómetros.

La imagen fue descargada en formato TIF de la página web del Departamento Geológico de los Estados Unidos de Norte América, U.S. Geological Survey USGS, Earth Resources Observation and Science (EROS) Center, Global Visualization Viewer <http://glovis.usgs.gov/>. La imagen posee una corrección estándar de terreno Nivel 1, esta corrección ofrece una precisión sistemática radiométrica y geométrica mediante la incorporación de puntos de control terrestre y el empleo de un modelo de elevación digital (DEM) para la exactitud topográfica. La precisión geodésica del producto depende de la precisión de los puntos de control en tierra y la resolución del DEM. (USGS, 2009).

La otra imagen, Satélite Terra sensor ASTER (Advanced Space-borne Thermal Emission and Reflection Radiometer) adquirida el 22 de Julio del 2004, tiene 9 bandas, 3 en el visible e infrarrojo cercano (VNIR), y 6 bandas en el infrarrojo medio (SWIR) (el número total de bandas de las imágenes ASTER es de 14 las 5 restantes se ubican en el rango del infrarrojo térmico TIR), la resolución espacial de las bandas 1, 2 y 3 es de 15 metros; las bandas 4, 5, 6, 7, 8 y 9 tienen 30 metros de resolución (las bandas 10, 11, 12, 13 y 14 del TIR tienen 90 metros de resolución espacial) el tamaño aproximando de la escena es de 60 x 60 kilómetros.

La imagen fue adquirida en formato comprimido HDF (Hierarchical data format), con referencia AST\_L1B\_00307222004154439\_20070918125848\_4142, de la página web del Departamento Geológico de los Estados Unidos de Norte América, U.S. Geological Survey USGS, Earth Resources Observation and Science (EROS) Center, Global Visualization Viewer, <http://glovis.usgs.gov/> la imagen tiene un procesamiento de datos Nivel – 1B (L1B) (USGS, 2009).

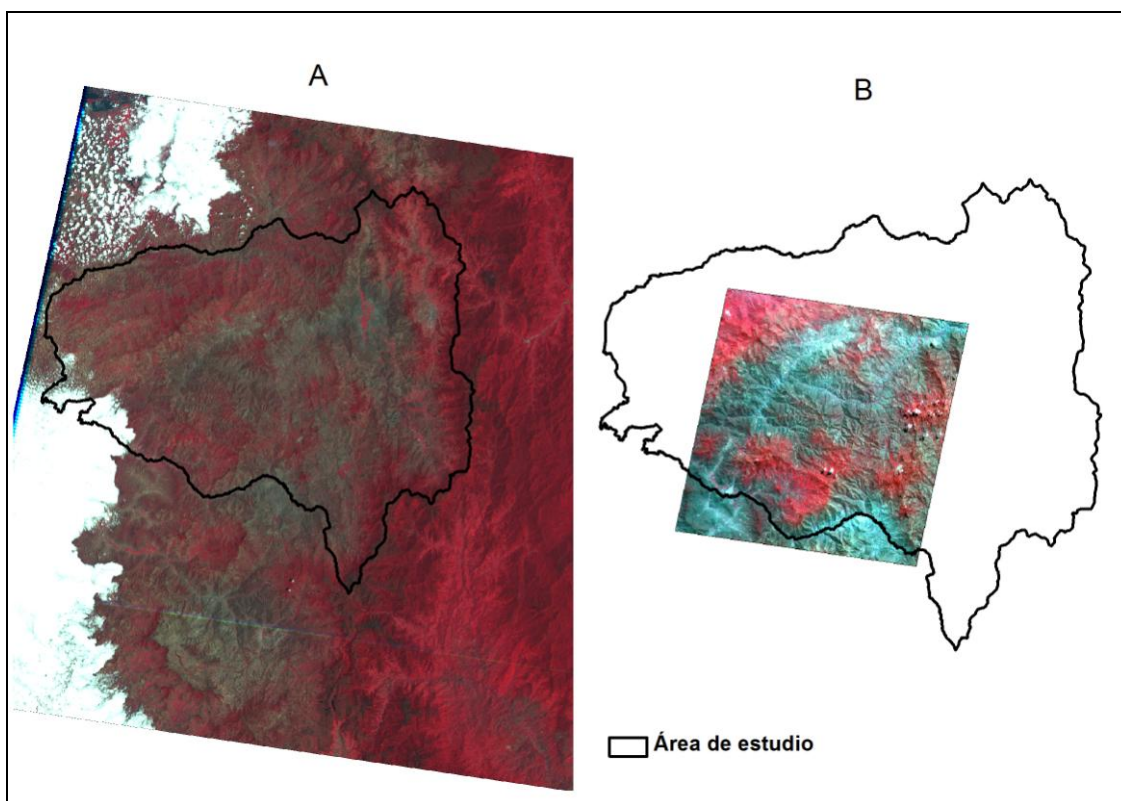
El instrumento ASTER produce dos tipos de nivel de datos: 1A-(L1A) y nivel 1B (L1B). ASTER L1A se definen normalmente como datos reconstruidos, elaborados a resolución completa. Se componen de los datos de imagen, los coeficientes radiométricos, los coeficientes geométricos y otros datos auxiliares sin aplicar los coeficientes de calibración a los datos de la imagen, manteniendo así los valores de datos originales. Los datos L1B se generan mediante la aplicación de estos coeficientes para la calibración radiométrica y geométrica (Abrams y Hook, 2002).

ASTER nivel 1B contiene datos de todos los canales calibrados radiométricamente y co-registrados geométricamente a través de las corrientes de telemetría de los telescopios de nivel 3-1<sup>a</sup>. El producto de nivel – 1B ofrece el mismo número de bandas que el producto de nivel – 1A. Estos datos nivel 1B se producen en el sistema de datos (GDS) en Tokio Japón, para luego enviar al EROS Data Center (EDC) y al Centro Activo de Distribución de Archivos (DAAC) para su procesamiento y distribución ( USGS, 2009).

Los datos están contenidos en grupos separados para cada uno de los tres sistemas de sensores (VNIR, SWIR y TIR).

Los datos ASTER Nivel 1 tienen dos fuentes de metadatos: los metadatos HDF y los metadatos ECS. A efectos de georeferenciación, por lo general, se recomienda el uso de los valores del archivo HDF. Los metadatos incrustados en éste archivo están escritos en ODL (Lenguaje de Descripción de Objetos) (USGS, 2009).

Para una correcta comparación de los índices analizados es necesario utilizar imágenes adquiridas en fechas muy cercanas entre sí; lamentablemente no fue posible obtener imágenes Landsat ETM+ y ASTER que cumplan estas condiciones, debido a la alta cobertura nubosa del área de estudio. Sin embargo, dado que la cobertura vegetal de la zona presenta relativamente poca variación interanual y los bosques naturales están poco intervenidos por actividades agrícolas, se decidió utilizar las dos imágenes disponibles que a pesar de haber sido adquiridas con una diferencia de 3 años, ambas corresponden a la estación seca (ver figura 28).

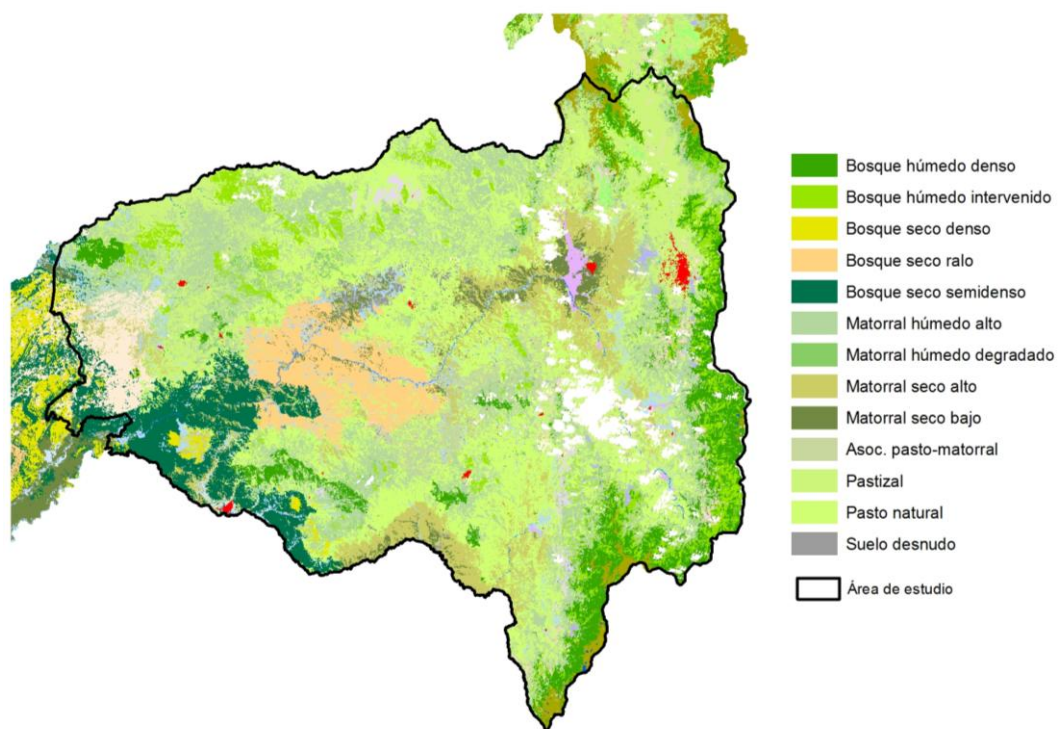


**Figura 28. Imágenes satelitales sobre el área de estudio. A) imagen Landsat 7 EMT<sup>+</sup>; B) imagen ASTER.**

## **5.2. Mapa de Cobertura y Uso de Suelo**

Se contó con cartografía digital de cobertura y uso de suelo de la provincia de Loja, a escala 1: 25000, modelo de dato vectorial tipo polígonos en formato “shape”.

El mapa fue elaborado en base a imágenes del sensor ASTER (resolución 15 x 15) obtenidas entre los años 2004 - 2006. El método utilizado fue una clasificación supervisada, en donde se emplearon datos de coberturas vegetales y usos de suelo obtenidos con trabajo de campo. Como resultado de la clasificación se obtuvieron 29 categorías de uso y cobertura de suelo (incluyendo usos agrícolas y urbanos). (Gobierno Provincial de Loja, 2010). De estas 29 coberturas se utilizaron 11 con el fin de trabajar con coberturas que no variaron entre las fechas de las 2 imágenes, es decir coberturas boscosas y sin intervención antrópica. El mapa con las coberturas de interés se muestra en la figura 29, cabe indicar que de las 13 coberturas representadas en el mapa fueron simplificadas a 11, esto debido a la semejanza y combinación de las coberturas de pastizal, pasto natural y asociación pasto matorral, fueron unidas a una sola cobertura denominada pastos.



**Figura 29. Cobertura y uso de suelo de la provincia de Loja. Fuente: Gobierno Provincial de Loja 2010 – imágenes satélite 2004 – 2006.**

### 5.3. Pre Procesamiento de Imágenes Satelitales

#### 5.3.1. Corrección geométrica.

Se realizó una rectificación polinomial de la imagen Landsat ETM+ (georeferenciación) a partir de la imagen ASTER que estaba rectificada en la proyección cartográfica UTM zona 17 S y sistema WGS84, mediante puntos de control. Se utilizó el software ERDAS IMAGINE 9.2 módulo Geometric Correction.

#### 5.3.2. Corrección radiométrica.

Esta corrección radiométrica es imprescindible al comparar imágenes adquiridas por diferentes sensores o en distintas fechas (ángulos de iluminación solar diferentes). La corrección consistió en convertir los valores digitales (ND valores crudos) de la imagen a magnitudes físicas de radiancia y reflectancia, previo a la obtención de los índices de vegetación.

Para la Imagen Landsat ETM+.

En primera instancia se realizó la conversión de los valores digitales (ND) a magnitudes físicas de radiancia, aplicando la siguiente fórmula y datos propios de la imagen (tabla 5)

$$L = a1 + a0 * ND \quad (13)$$

Donde:

L: Radiancia que llega al instrumento  
a0: Pendiente o gain obtenida del header de la imagen  
a1: Constante o bias obtenida del header de la imagen  
ND: Valor o nivel digital

**Tabla 5. Datos de entrada para la conversión a radiancias en imagen Landsat ETM<sup>+</sup>**

| Obtención de Radiancias             |  |                                     |
|-------------------------------------|--|-------------------------------------|
| Datos de Entrada                    | Fuente de Datos                        | Datos de Salida                     |
| Imagen en ND (8bits)                |  | Imagen float de Radiancia (32 bits) |
| Gains W/(m <sup>2</sup> *sr*mm)/ND  | Header (archivo cabecera de la imagen) | Watts /(m <sup>2</sup> *sr*µm)      |
| Biases W/(m <sup>2</sup> *sr*mm)/ND | Header                                 |                                     |

Luego se calculó la reflectancia al tope de la atmósfera (indica la relación existente entre la energía incidente y la reflejada), utilizando la siguiente fórmula y datos de las tablas 6 y 7:

$$\rho(\lambda) = L * \pi * d^2 / Ei(\lambda) * \cos \theta \quad (14)$$

Donde:

$\rho(\lambda)$  :Reflectancia al tope de la atmósfera  
L: Radiancias  
d: Distancia tierra-sol. Expresada en Unidades Astronómicas y se calcula como:  
dT-S = 1-0.0167\*cos (2\*PI(día juliano - 3)/365)  
Ei (λ): Irradiancia solar  
θ: ángulo cenital solar



**Tabla 6. Irradiancia espectral solar Watts / (m<sup>2</sup>\*μm) para Landsat ETM<sup>+</sup> (APN, 2005).**

| Banda | Ei       |
|-------|----------|
| 1     | 1969.000 |
| 2     | 1840.000 |
| 3     | 1551.000 |
| 4     | 1044.000 |
| 5     | 225.700  |
| 7     | 82.07    |
| 8     | 1368.000 |

**Tabla 7. Datos de entrada para la conversión a reflectancias en imagen Landsat ETM<sup>+</sup>.**

| Reflectancia TOA  |   |   |
|---|---|---|
| Datos de entrada  | Fuente  | Datos de salida                               |
| Imagen float de Radiancia<br>Watts / (m <sup>2</sup> *sr*μm)        |   |   |
| Angulo de elevación solar   | Header  | Angulo cenital solar                          |
| Día Juliano   | Planilla de calculo   | Distancia tierra sol                          |
| Irradiancia espectral solar   | Tabla de Irradiancia espectral solar<br>para cada banda de Landsat ETM <sup>+</sup> |   |
| Función $\rho(\lambda) = L * \pi * d^2 / Ei(\lambda) * \cos \theta$ |   | Imagen Float reflectancia<br>TOA adimensional |

Para la imagen ASTER.

La conversión de los valores digitales (ND) a magnitudes físicas de radiancia realizada a partir del factor de calibración para el nivel 1B (tabla 8) y los datos de máxima radiancia (coeficientes de conversión tabla 9) para cada banda, aplicando la siguiente fórmula:

$$L = (ND - 1) * UCC \quad (15)$$

**Donde:**  
 L: Radiancia que llega al instrumento  
 UCC: Unidad de Coeficiente de conversión  
 ND: Valor o nivel digital

**Tabla 8. Coeficientes de conversión datos ASTER nivel 1B. Fuente: (Abrams y Hook, 2002)**

| Banda ASTER | Coeficiente de conversión | $W / (m^2 \cdot sr \cdot \mu m)$ |
|-------------|---------------------------|----------------------------------|
| B1          | 0.6760                    | Ganancia alta                    |
| B2          | 0.7080                    | Ganancia alta                    |
| B3N         | 0.8620                    | Ganancia normal                  |
| B4          | 0.2174                    | Ganancia normal                  |
| B5          | 0.0696                    | Ganancia normal                  |
| B6          | 0.0625                    | Ganancia normal                  |
| B7          | 0.0597                    | Ganancia normal                  |
| B8          | 0.0417                    | Ganancia normal                  |
| B9          | 0.0318                    | Ganancia normal                  |

**Tabla 9. Datos de entrada para la conversión a radiancias imagen ASTER.**

| Obtención de Radiancias                                 |  |                                     |
|---|--|-------------------------------------|
| Datos de Entrada  | Fuente de Datos                                    | Datos de Salida                     |
| Imagen en ND (8bits)                                    |  | Imagen float de Radiancia (32 bits) |
| Coeficiente de conversión $W / (m^2 \cdot sr \cdot mm)$ | Tabla de coeficientes de conversión ASTER nivel 1B | $W / (m^2 \cdot sr \cdot \mu m)$    |

El cálculo de los valores de reflectividad se realizó con la misma ecuación (14) que se utilizó para la imagen Landsat ETM<sup>+</sup> aplicando valores de las tabla 10.

**Tabla 10. Irradiancia exoatmosférica para cada banda del sensor ASTER (Smith, 2004)**

| Banda | Ei    |
|-------|-------|
| B1    | 1848  |
| B2    | 1549  |
| B3N   | 1114  |
| B4    | 225.4 |
| B5    | 86.63 |
| B6    | 81.85 |
| B7    | 74.85 |
| B8    | 66.49 |
| B9    | 59.85 |

**Tabla 11. Datos de entrada para la conversión a reflectancias en imagen ASTER.**

| Reflectancia TOA   |   |  |
|--|---|--|
| Datos de entrada   | Fuente  | Datos de salida                            |
| Imagen float de Radiancia<br>Watts /( $m^2 \cdot sr \cdot \mu m$ )     |   |  |
| Angulo de elevación solar  | Header archivo de encabezado de la imagen                         | Angulo cenital solar                       |
| Día Juliano  | Planilla de calculo   | Distancia tierra sol                       |
| Irradiancia espectral solar  | Tabla irradiancia exoatmosférica para cada banda del sensor ASTER |  |
| Función<br>$\rho(\lambda) = L * \pi * d^2 / Ei(\lambda) * \cos \theta$ |   | Imagen Float reflectancia TOA adimensional |

Para la importación del formato HDF a formato IMG de la imagen ASTER, así como, la corrección radiométrica de las 2 imágenes se utilizó el software ERDAS IMAGINE 9.2, los módulos IMPORT (ASTER EOS HDF Format Importer) y Spatial Modeler (Model Maker) respectivamente.

## 5.4. Cálculo de los Índices de Vegetación

### 5.4.1. Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI).

Este índice es derivado de la combinación de las reflectancias captadas en el rango espectral del rojo e infrarrojo cercano. Para el caso de la imagen Landsat 7 ETM+ corresponden a las bandas 3 y 4 respectivamente, y para la ASTER las bandas 3 para infrarrojo y 2 para el rojo. La fórmula utilizada fue:

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

*Donde:* NIR= reflectancia corregida atmosféricamente correspondiente al infrarrojo cercano  
R = reflectancia corregida atmosféricamente correspondiente al rojo.

$$NDVI(Landsat7ETM+) = \frac{B4 - B3}{B4 + B3}$$

$$NDVI(ASTER) = \frac{B3 - B2}{B3 + B2}$$

### 5.4.2. Índice de estrés hídrico (MSI).

El MSI combina las reflectancias captadas en el infrarrojo cercano e infrarrojo medio. En la imagen Landsat 7 ETM+ corresponden a las bandas B4 y B5 respectivamente, y para la ASTER las B3 para infrarrojo y B4 para el infrarrojo medio. La fórmula utilizada fue:

$$MSI = \frac{NIR - SWIR}{NIR + SWIR}$$

*Donde:*

NIR= reflectancia corregida atmosféricamente correspondiente al infrarrojo cercano  
SWIR = reflectancia corregida atmosféricamente correspondiente al infrarrojo medio

$$MSI(Landsat7ETM+) = \frac{B4 - B5}{B4 + B5}$$

$$MSI(ASTER) = \frac{B3 - B4}{B3 + B4}$$

Para el cálculo de este índice con la imagen ASTER, previamente se remuestreó la banda del SWIR (banda 4), es decir se cambió la resolución espacial de 30 a 15 metros con el propósito de tener el mismo tamaño de pixel en las dos bandas utilizadas en el cálculo.

#### 5.4.3. Índice de vegetación ajustado al suelo (SAVI)

El SAVI combina las reflectancias captadas en el infrarrojo cercano y rojo, los mismos del NDVI, y utiliza un factor de corrección del efecto suelo llamado "línea de suelo", el valor de este parámetro L es 0.5 Este índice trata de corregir el efecto del suelo en el valor del índice. Es propio para zonas áridas.

El SAVI se calculó mediante la siguiente expresión:

$$SAVI = \frac{IR - R}{IR + R + L} (1 + L)$$

Donde:

**IR** = reflectancia corregida atmosféricamente correspondiente al infrarrojo cercano

**R** = reflectancia corregida atmosféricamente correspondiente al rojo

L = es un parámetro que varía según la densidad de la vegetación, en las 2 imágenes se utilizó 0,5.

$$SAVI(Landsat7ETM+) = \frac{B4 - B3}{B4 + B3 + 0,5} (1 + 0,5)$$

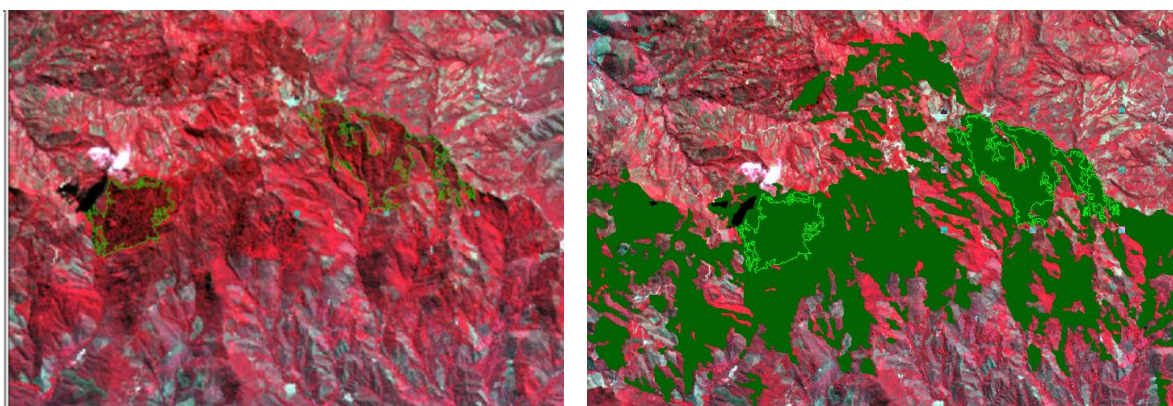
$$SAVI(ASTER) = \frac{B3 - B2}{B3 + B2 + 0,5} (1 + 0,5)$$

Para cálculo de los índices de vegetación se utilizó el software Erdas Imagine 9.1 módulo MODELER, Model Maker y luego el modelo pre establecido para el cálculo del NDVI, posteriormente se utilizó el mismo modelo para el cálculo de los otros índices. Previamente a la operación del modelo se realizaron los cambios según la fórmula del índice y la imagen empleada.

### 5.5. Obtención de las Coberturas Vegetales

Las coberturas se obtuvieron a partir del mapa de cobertura y uso de suelo (figura 29), en este caso se seleccionaron bajo dos criterios: la selección de coberturas vegetales permanentes y en su mayoría boscosas, y la segunda que sean coberturas que queden comprendidas dentro de la superficie de las dos imágenes, considerando

que la imagen ASTER abarca una superficie menor que la Landsat 7 ETM+, se seleccionaron 10 polígonos por cada cobertura, como se muestra en la figura 30.



**Figura 30. Obtención de los polígonos de análisis a partir de las imágenes satelitales y el mapa de cobertura y uso de suelo (ejemplo de toma de la cobertura bosque húmedo denso).**

**Tabla. 12. Coberturas utilizadas para el análisis de los índices de vegetación.**

| Cobertura                 | Área has. | Siglas |
|---------------------------|-----------|--------|
| Bosque húmedo denso       | 1201.02   | BHD    |
| Bosque húmedo intervenido | 926.08    | BHI    |
| Bosque seco denso         | 898.17    | BSD    |
| Bosque seco ralo          | 310.53    | BSR    |
| Bosque seco semi denso    | 872.84    | BSSM   |
| Matorral húmedo alto      | 433.032   | MHA    |
| Matorral húmedo degradado | 253.463   | MHD    |
| Matorral seco alto        | 421.275   | MSA    |
| Matorral seco bajo        | 246.95    | MSB    |
| Pastos                    | 203.43    | P      |
| Suelo desnudo             | 79.48     | SD     |

## 5.6. Evaluación de los Índices de Vegetación para cada cobertura

Obtenidas las imágenes de los índices (3 para Landsat 7 ETM<sup>+</sup> y 3 para ASTER) se procedió a extraer las estadísticas individuales para cada índice. Para este fin se realizó una operación espacial entre dos capas de información, vector (polígonos de coberturas vegetales) y raster (las imágenes de los índices), se utilizó el software Erdas Imagine 9.1, módulo Image Interpreter, Gis Analysis y Zonal Attributes, como resultado se obtuvieron las estadísticas de los valores de índices para cada cobertura vegetal adjuntos a la tabla de atributos.

Teniendo como objetivo determinar cuál de los tres índices discrimina mejor el estado y tipo de las coberturas vegetales, partiendo de una variable cuantitativa (valor de los índices), se procedió a realizar pruebas estadísticas paramétricas como el análisis de la varianza (ANOVA), y la “t” de Student – Welch. En dichas pruebas se trató de establecer si existen diferencias estadísticamente significativas entre los valores de los índices para cada una de las coberturas.

### **5.7. Datos Meteorológicos**

Los datos referidos a precipitación y temperatura se obtuvieron de los anuarios meteorológicos del Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología de Ecuador INAMHI.

Existieron inconvenientes en la obtención de estos datos, la densidad de las estaciones en el área de estudio no es la apropiada para la generación de superficies climáticas con una distribución espacial adecuada; y existen vacíos de información en los datos registrados en algunas estaciones para las fechas próximas a la toma de las imágenes.

En consecuencia, se trabajó con datos de precipitaciones medias mensuales en un periodo desde 1964 hasta 2001, para el caso de temperatura con un periodo desde 1974 hasta 2001 (para algunos años no hay registro de datos), promediados cada 3 meses para el caso de temperatura y la suma para precipitación. Los datos corresponden a los meses de agosto, septiembre y octubre que son los meses cercanos de la fecha de toma de la imagen Landsat 7 ETM+ (03 de noviembre 2001).

### **5.8. Obtención de Superficies Climáticas Mediante el Método de Interpolación Kriging**

La geoestadística es una herramienta imprescindible cuando se desean analizar los patrones de distribución espacial de las variables ecológicas y medioambientales a partir de muestreos realizados en el área de interés. Asimismo, los procedimientos de estimación geoestadísticos, conocidos como "krigeado", permiten la realización de las "mejores interpolaciones" en aquellos lugares donde no se conoce la magnitud del atributo investigado. Con la información procedente de la estimación se puede realizar una serie de mapas sobre la distribución de la variable en el área experimental (Moral, 2004).

El trabajo geoestadístico se llevó a cabo en 3 etapas:

1. Análisis exploratorio de los datos.- se estudiaron los datos muestrales de las estaciones meteorológicas sin considerar su distribución geográfica, se comprobó la consistencia de los datos con estadística descriptiva.

2. Análisis estructural.- Esta etapa consistió en el estudio de la continuidad y variabilidad espacial de la precipitación y la temperatura mediante el cálculo del variograma, para esto se utilizó el software ArcGis 9.2 módulo Geostatistical Analyst.

3. Predicción de las variables precipitación y temperatura.- A partir de los datos de precipitación y temperatura registrados en las estaciones meteorológicas para los meses agosto, septiembre, y octubre (3 meses antes de la toma de la imagen Landsat 7 ETM+) se generaron las superficies continuas de estas variables, que se obtuvieron mediante interpolación método de krigeado, se utilizó el software ArcGis 9.2 módulo Geostatistical Analyst.

### **5.9. Determinación de la Correlación entre Precipitación – Temperatura y los Índices de Vegetación.**

1. Una vez obtenidas las superficies de precipitación y temperatura del área de estudio, se procedió a la obtención de puntos muestrales, en este caso mediante herramientas GIS se obtuvieron 173 puntos al azar dentro del polígono del área de estudio a una distancia no mayor a 500 metros. Para la obtención de los puntos muestrales al azar y el análisis espacial se utilizó el software ArcGis 9.2 módulos: Data Management Tools, Create Random Points y Spatial Analyst, Zonal Statistics respectivamente.
2. Posteriormente mediante técnicas de análisis espacial (función zonal entre raster y vector), se pasaron los valores de los índices de vegetación, precipitación y temperatura (rasters) a los puntos muestrales (vector).
3. Como resultado se consiguió que los valores de las variables de los rasters se incorporen a la tabla de atributos de los puntos. El contar con los valores de las variables en una base de datos, permitió realizar un análisis para determinar si existe correlación entre ellos, para determinar la relación lineal entre las variables cuantitativas se calculó el coeficiente de correlación de Pearson, que es independiente de la escala de medida de las variables. Cabe indicar que para establecer las co-relaciones entre las variables climáticas y los índices de vegetación solo se utilizó los 3 índices obtenidos a partir de la imagen Landsat 7 ETM<sup>+</sup>, debido a que fue la imagen que mayor se ajustó a las superficies climáticas obtenidas.



## **5.10. Cálculo de la Superficie Real y Proyectada de las Coberturas Vegetales Evaluadas en el Área de Estudio.**

Para el cálculo de la superficie real, se utilizó el método de superficies e índices a partir de elevaciones, descrito en el capítulo anterior (Figuras 22 a 27).

Este método fue utilizado, en principio, para realizar estimaciones más precisas sobre la distribución espacial de especies de fauna y vegetación en zonas de montaña.

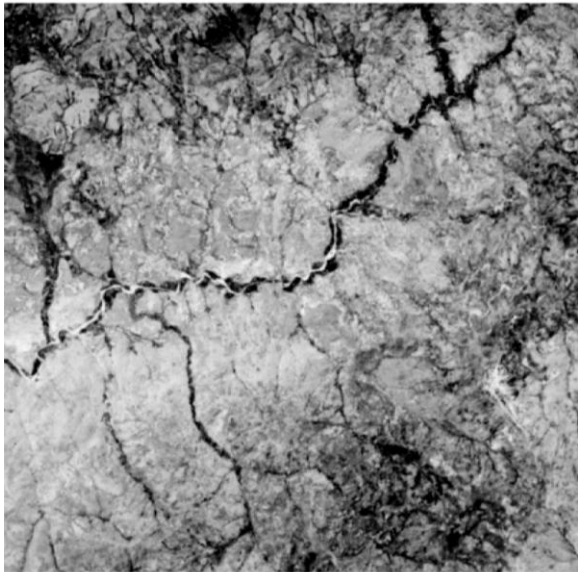
En este caso se utilizó el modelo digital de elevación SRTM y los polígonos de las coberturas vegetales estudiadas. El software utilizado fue el ArcView 3.2a mediante la extensión surfgrids.avx.

### **5.10.1. Modelos de elevación digital (DEM)**

Los datos del modelo digital de elevación (modelo de datos raster), corresponden al Shuttle Radar Topography Mission (SRTM), con una celda de resolución aproximada de 90 x 90 metros, en formato GeoTIFF, proyección UTM, Datum horizontal WGS84 y Datum vertical geode de referencia EGM96 (Earth Gravitational Model 1996), fue descargado de la dirección <http://gdex.cr.usgs.gov/gdex/> del Departamento Geológico de los Estados Unidos de Norte América, U.S. Geological Survey USGS, Earth Resources Observation and Science (EROS) Center, Global Data Explored.

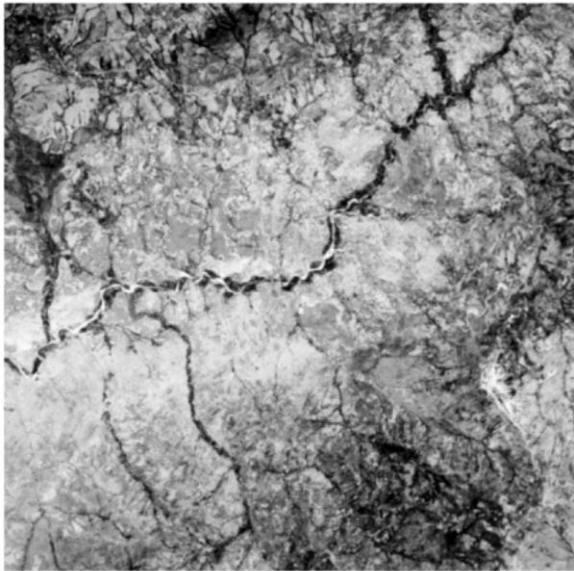
## **6. RESULTADOS Y DISCUSIÓN**

Considerando que la escala original de valor de los índices de vegetación es de 1 a -1 se procedió a calcular los índices de vegetación de las imágenes reescalando a 8 bits, con el propósito de obtener valores de 0 a 255 (manteniendo la misma proporcionalidad de la escala original) para evitar valores negativos y decimales en las pruebas estadísticas. En las figuras 31 y 32 se muestran los índices de vegetación obtenidos con las dos imágenes.



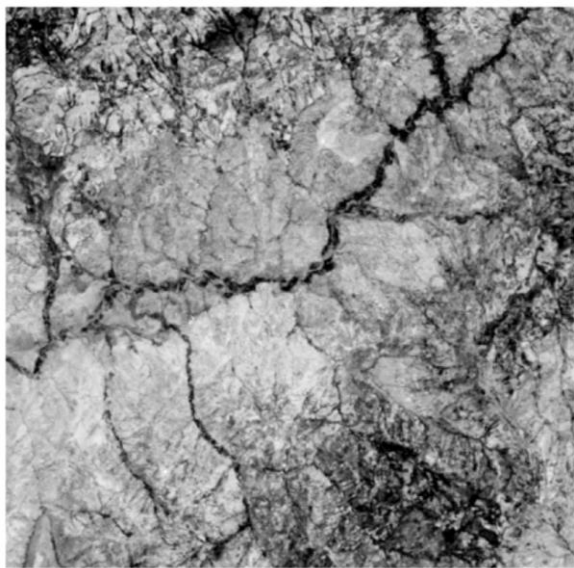
**A** Figura 31. Índices de vegetación obtenidos a partir de la imagen Landsat 7 ETM+. A) Índice de vegetación ajustado al suelo SAVI; B) índice de vegetación normalizado NDVI; C) índice de estrés hídrico MSI

SAVI Landsat 7  
Value  
High : 0.641457  
Low : -0.15058



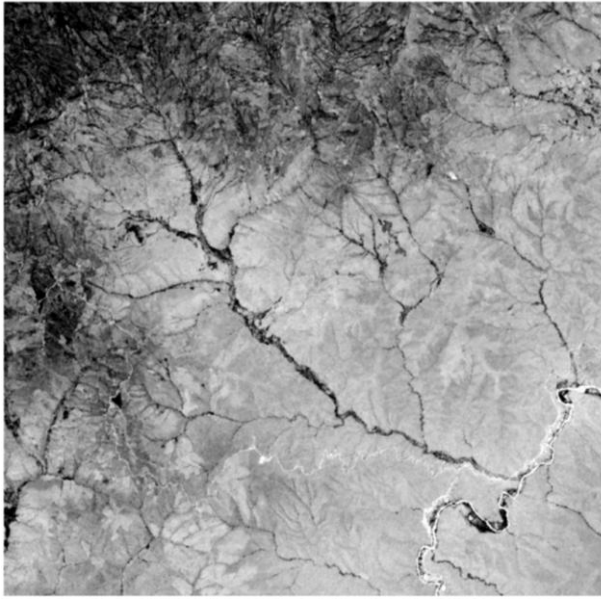
**B**

NDVI Landsat 7  
Value  
High : 0.828982  
Low : -0.154342



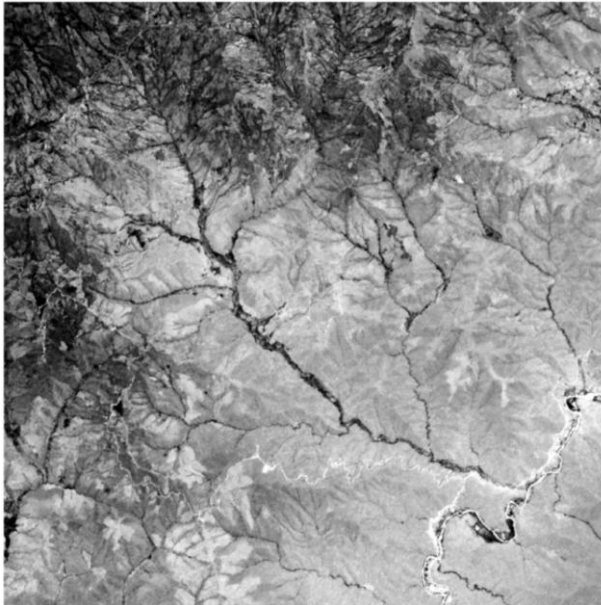
**C**

MSI Landsat 7  
Value  
High : 1.30012  
Low : -0.618513



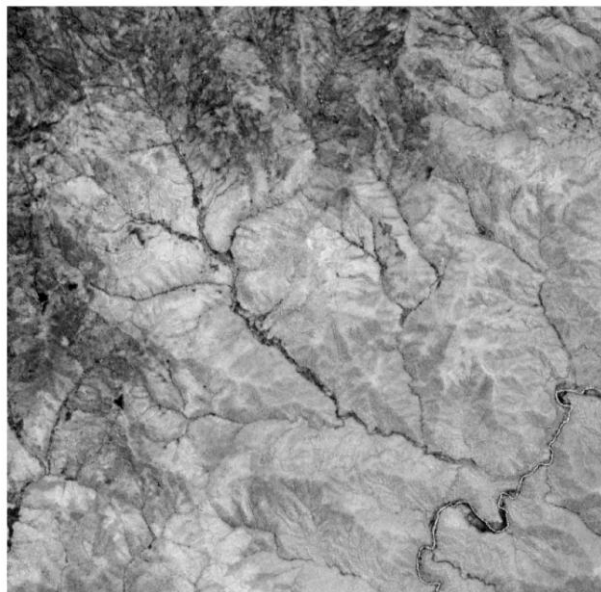
**SAVI ASTER**  
Value  
High : 0.634242  
Low : -0.305908

**A** Figura 32. Índices de vegetación obtenidos a partir de la imagen ASTER. A) Índice de vegetación ajustado al suelo SAVI; B) índice de vegetación normalizado NDVI; C) índice de estrés hídrico MSI.



**NDVI ASTER**  
Value  
High : 1  
Low : -1

**B**



**MSI ASTER**  
Value  
High : 1  
Low : -1

**C**

## 6.1. Objetivo 1

- Evaluar tres índices de vegetación NDVI, MSI y SAVI derivados de imágenes ASTER y Landsat 7 ETM+ para estimar el estado de la cobertura vegetal.

Para cumplimiento de este objetivo, en primera instancia, se calcularon los 3 índices (NDVI, MSI y SAVI fórmulas 10, 11 y 12 respectivamente); luego se verificó estadísticamente que exista una cierta homogeneidad de las muestras escogidas para cada cobertura y posteriormente comparar los valores promedio de los tres índices para las dos imágenes con respecto al estado o “vigor” vegetal de las coberturas boscosas.

Las desviaciones estándar nos permiten determinar las coberturas que tienen los valores más alejados con respecto a su valor promedio, en consecuencia, partimos del supuesto que, mientras más bajos son las desviaciones estándar mejor calidad de la muestras (son más homogéneas), y contrariamente las desviaciones más altas tuvieron mayor heterogeneidad de los valores de píxeles seleccionados para cada cobertura (figura 30).

**Tabla 13. Valores promedio y desviaciones estándares de los 3 índices para cada cobertura vegetal, con la imagen Landsat 7 ETM +.**

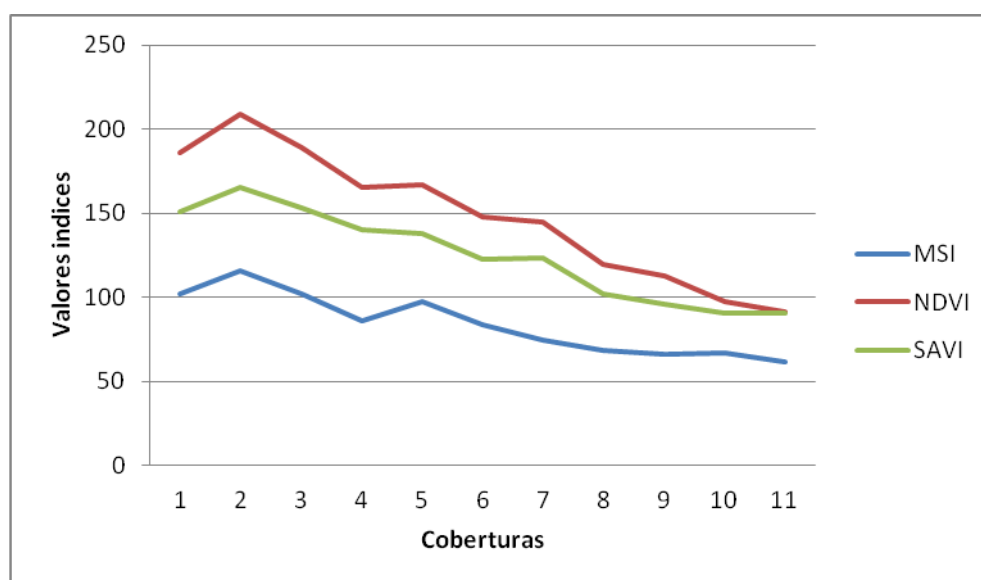
| Coberturas                           | MSI    |       | NDVI   |       | SAVI   |       |
|--------------------------------------|--------|-------|--------|-------|--------|-------|
|                                      | Media  | DS    | Media  | DS    | Media  | DS    |
| <b>Bosque húmedo denso BHD</b>       | 101.73 | 10.18 | 186.33 | 17.96 | 150.79 | 18.70 |
| <b>Bosque húmedo intervenido BHI</b> | 115.71 | 13.29 | 208.76 | 19.31 | 165.54 | 14.27 |
| <b>Bosque seco denso BSD</b>         | 97.35  | 9.59  | 166.61 | 25.75 | 137.61 | 17.75 |
| <b>Bosque seco ralo BSR</b>          | 68.39  | 5.99  | 119.15 | 13.51 | 101.73 | 11.23 |
| <b>Bosque seco semi denso BSSM</b>   | 83.42  | 4.91  | 147.63 | 9.76  | 122.23 | 8.62  |
| <b>Matorral húmedo alto MHA</b>      | 101.58 | 13.00 | 188.79 | 18.73 | 152.94 | 13.79 |
| <b>Matorral húmedo degradado MHD</b> | 85.83  | 9.04  | 165.05 | 18.28 | 139.77 | 15.19 |
| <b>Matorral seco alto MSA</b>        | 65.92  | 7.87  | 112.85 | 14.01 | 95.77  | 10.11 |
| <b>Matorral seco bajo MSB</b>        | 66.65  | 6.19  | 97.27  | 6.48  | 90.55  | 4.28  |
| <b>Pastos P</b>                      | 74.61  | 9.5   | 145.02 | 15.26 | 123.32 | 11.64 |
| <b>Suelo desnudo SD</b>              | 61.27  | 7.66  | 91.10  | 16.01 | 90.33  | 12.42 |

De la tabla 13 se desprende que las muestras con los valores más altos son bosque seco denso, matorral húmedo alto y matorral húmedo degradado, los valores más bajos están en las coberturas matorral seco bajo y bosque seco semi denso. En la mayoría de las muestras se mantienen desviaciones estándar cercanas a los valores más bajos.

El estado de las coberturas vegetales se definió en base a la densidad y vigor vegetal, de acuerdo a la descripción de cada una de ellas (punto 2.3.2.4 Fotos 1 a 11) en el trabajo de elaboración del mapa de cobertura y uso de suelo. Las coberturas boscosas, ordenadas según su estado vegetal, se compararon con los valores obtenidos de los índices de vegetación (tabla 14).

**Tabla 14. Comparación de las coberturas vegetales de acuerdo a su densidad y vigor vegetal con los valores promedio de los 3 índices derivados de la imagen Landsat 7 ETM +.**

| Orden | Coberturas                    | MSI    | NDVI   | SAVI   |
|-------|-------------------------------|--------|--------|--------|
| 1     | Bosque húmedo denso BHD       | 101.73 | 186.33 | 150.79 |
| 2     | Bosque húmedo intervenido BHI | 115.71 | 208.76 | 165.54 |
| 3     | Matorral húmedo alto MHA      | 101.58 | 188.79 | 152.94 |
| 4     | Matorral húmedo degradado MHD | 85.83  | 165.05 | 139.77 |
| 5     | Bosque seco denso BSD         | 97.35  | 166.61 | 137.61 |
| 6     | Bosque seco semi denso BSSM   | 83.42  | 147.63 | 122.23 |
| 7     | Pastos P                      | 74.61  | 145.02 | 123.32 |
| 8     | Bosque seco ralo BSR          | 68.39  | 119.15 | 101.73 |
| 9     | Matorral seco alto MSA        | 65.92  | 112.85 | 95.77  |
| 10    | Matorral seco bajo MSB        | 66.65  | 97.27  | 90.55  |
| 11    | Suelo desnudo SD              | 61.27  | 91.1   | 90.33  |



**Figura 33. Valores promedio de los índices MSI, NDVI y SAVI derivados de la imagen Landsat 7 ETM+ para todas las coberturas analizadas.**

En el tabla 14 y figura 33 se evidencian los valores promedio de los índices para cada cobertura vegetal con la imagen Landsat 7 ETM+, de esto se desprende que la tendencia de los valores obtenidos para todos los índices es similar, se aprecia que el índice que registra los valores más bajos en todas las coberturas es el MSI, seguido del SAVI y los más altos el NDVI.

Los valores más bajos corresponden a áreas con menor densidad vegetal y suelo desnudo en los tres índices (como se esperaba), el índice que registró valores más bajos en suelo desnudo fue el MSI (61.27), las coberturas con índices más bajos son: Matorral seco bajo (66.65 MSI, 97.27 NDVI y 90.55 SAVI), matorral seco alto (65.92 MSI, 112.85 NDVI y 95.77 SAVI) y bosque seco ralo (68.39 MSI, 119.15 NDVI y 101.73 SAVI). Los valores más altos se evidencian en tres coberturas, bosque húmedo intervenido (115.71 MSI, 208.76 NDVI, 165.34 SAVI) matorral húmedo alto (101.58 MSI, 188.79 NDVI y 152.94 SAVI) y bosque húmedo denso (101.73 MSI, 186.33 NDVI y 150.79 SAVI). Sin embargo, llama la atención que la cobertura bosque húmedo denso (1), la cobertura con mayor densidad y vigor vegetal, no es precisamente la que alcanza el mayor valor, esto en los tres índices. Según la descripción de las coberturas, es posible que en ésta cobertura (bosque húmedo intervenido BHI) existe mezcla de pastizales y agricultura, que origina valores más altos en los índices. En la figura 33 podemos apreciar que el MSI es el índice con los valores que tienen ligeramente mayor correspondencia con el estado vegetal de las coberturas, esto se aprecia mejor con las coberturas menos densas, desde el bosque seco denso (5) hasta suelo desnudo (11).

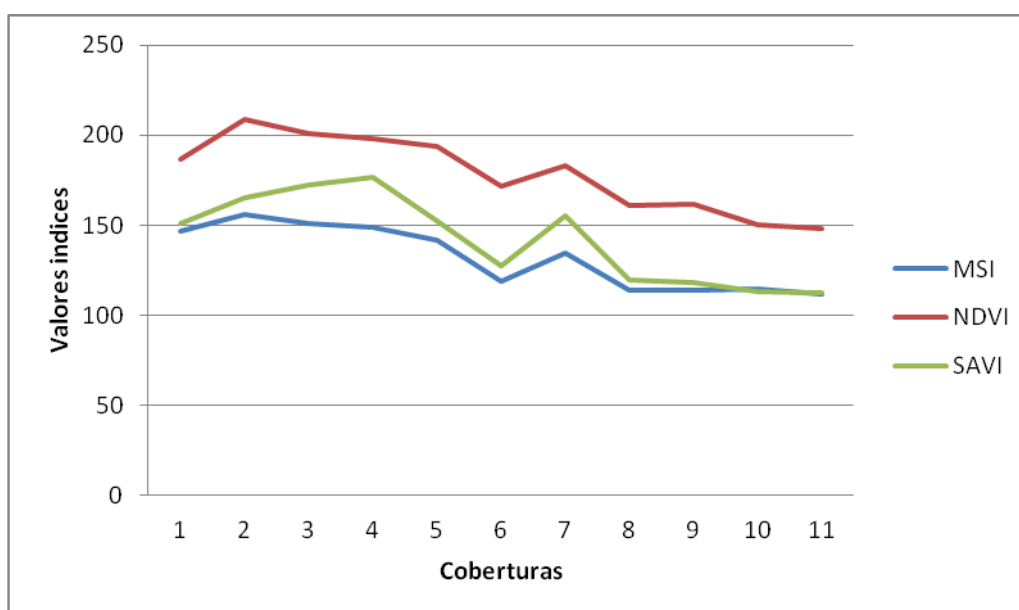
**Tabla 15. Valores promedio y desviaciones estándares de los 3 índices para cada cobertura vegetal, con la imagen ASTER.**

| Coberturas                    | MSI    |      | NDVI   |       | SAVI   |       |
|-------------------------------|--------|------|--------|-------|--------|-------|
|                               | Media  | DS   | Media  | DS    | Media  | DS    |
| Bosque húmedo denso BHD       | 147.04 | 4.72 | 198.63 | 4.21  | 160.15 | 8.77  |
| Bosque húmedo intervenido BHI | 156.21 | 4.52 | 199.31 | 3.09  | 168.27 | 7.02  |
| Bosque seco denso BSD         | 141.60 | 6.73 | 193.89 | 4.62  | 152.46 | 8.93  |
| Bosque seco ralo BSR          | 113.82 | 5.56 | 161.32 | 5.12  | 119.44 | 5.74  |
| Bosque seco semi denso BSSM   | 118.94 | 4.11 | 171.39 | 3.31  | 127.83 | 4.54  |
| Matorral húmedo alto MHA      | 151.37 | 5.38 | 200.57 | 3.94  | 172.41 | 7.96  |
| Matorral húmedo degradado MHD | 148.57 | 4.94 | 198.02 | 5.54  | 176.36 | 7.29  |
| Matorral seco alto MSA        | 114.10 | 6.01 | 161.64 | 6.67  | 118.61 | 6.79  |
| Matorral seco bajo MSB        | 114.42 | 4.48 | 150.58 | 2.63  | 113.15 | 2.85  |
| Pastos P                      | 134.33 | 8.77 | 182.78 | 10.03 | 154.99 | 17.59 |
| Suelo desnudo SD              | 111.79 | 3.58 | 147.92 | 4.60  | 112.70 | 5.71  |

Para el caso de la imagen ASTER, de la tabla 15 se desprende que, las muestras en todos los casos presentan desviaciones estándar más bajas con respecto a las muestras obtenidas con la imagen Landsat ETM+. Es decir que estas muestras presentan mayor homogeneidad, a pesar de haberse utilizado los mismos polígonos de las coberturas, esto puede deberse a las diferencias de resolución espacial (tamaño de píxeles) entre las 2 imágenes. El valor más alto corresponde a la cobertura de pastos. En la mayoría de las muestras se mantienen desviaciones estándar cercanas a los valores más bajos.

**Tabla 16. Comparación de las coberturas vegetales de acuerdo a su densidad y vigor vegetal con los valores promedio de los 3 índices derivados de la imagen ASTER.**

| Orden | Coberturas                    | MSI    | NDVI   | SAVI   |
|-------|-------------------------------|--------|--------|--------|
| 1     | Bosque húmedo denso BHD       | 147.04 | 186.33 | 150.79 |
| 2     | Bosque húmedo intervenido BHI | 156.21 | 208.76 | 165.54 |
| 3     | Matorral húmedo alto MHA      | 151.37 | 200.57 | 172.41 |
| 4     | Matorral húmedo degradado MHD | 148.57 | 198.02 | 176.36 |
| 5     | Bosque seco denso BSD         | 141.60 | 193.89 | 152.46 |
| 6     | Bosque seco semi denso BSSM   | 118.94 | 171.39 | 127.83 |
| 7     | Pastos P                      | 134.33 | 182.78 | 154.99 |
| 8     | Bosque seco ralo BSR          | 113.82 | 161.32 | 119.44 |
| 9     | Matorral seco alto MSA        | 114.10 | 161.64 | 118.61 |
| 10    | Matorral seco bajo MSB        | 114.42 | 150.58 | 113.15 |
| 11    | Suelo desnudo SD              | 111.79 | 147.92 | 112.70 |



**Figura 34. Valores promedio de los índices MSI, NDVI y SAVI derivados de la imagen ASTER para todas las coberturas analizadas.**



En la tabla 16 y figura 34 se aprecia que la tendencia de los valores obtenidos para todos los índices es similar, el índice que registra los valores más bajos en todas las coberturas es el MSI, seguido del SAVI y los más altos el NDVI.

Con los valores registrados con la imagen ASTER se evidencia un comportamiento parecido en los tres índices (tabla 16 y figura 34); los valores más bajos corresponden a áreas con menor densidad vegetal y suelo desnudo, en los tres índices, como se esperaba, el suelo desnudo mantiene el menor valor en el MSI (111.79), pero con poca diferencia con respecto al SAVI (112.70), las coberturas con valores más bajos en orden descendente son: bosque seco ralo, matorral seco alto y matorral seco bajo. En los valores más altos se aprecia la misma correspondencia que en la imagen Landsat 7 ETM+, con excepción del pasto, así tenemos los índices más altos en: bosque húmedo intervenido, combinación de bosque pastos y agricultura, (156.21 MSI, 199.31 NDVI y 168.27 SAVI), matorral húmedo alto (151.37 MSI, 200.57 NDVI y 172.41 SAVI) y matorral húmedo degradado (148.77 MSI, 198.02 NDVI y 176.36 SAVI). En este caso el índice que presenta mayor amplitud entre sus valores es el SAVI.

De la misma manera que el caso anterior, la cobertura bosque húmedo denso (1), la cobertura con mayor densidad y vigor vegetal, no es precisamente la que alcanza el mayor valor, esto en los tres índices. En la figura 34 podemos apreciar que la cobertura que destaca es pastos, teniendo valores mayores que coberturas más densas (el mismo comportamiento en los 3 índices). Los valores altos en las coberturas de pastos puede deberse a la presencia de mayor contenido de humedad en su estructura que los árboles de los bosques, en consecuencia mayor vigor vegetal.

Comparando los datos de las dos imágenes, si bien no se aprecia una correspondencias exacta, se destaca que se mantienen los valores bajos y altos para las mismas coberturas, tanto con ASTER como Landsat 7 ETM+, los valores más altos se registran en bosques y matorrales húmedos y los más bajos en los bosques y matorrales secos, estos últimos después del suelo desnudo.

Los tres índices tuvieron un comportamiento similar en la diferenciación de los tipos de coberturas y como indicador del estado o vigor vegetal. Sin embargo, el MSI fue el índice que tuvo ligeramente mejor correspondencia entre sus valores y los tipos de las coberturas vegetales en las dos imágenes. Este resultado es coincidente con los resultados alcanzados por Esperanza y Zerda (2002) donde el MSI (denominado como NDVI 154) derivado de una imagen Landsat 7 ETM+ fue el índice que aportó mayor información en la discriminación de coberturas forestales.

## 6.2. Objetivo 2

- Evaluar los 3 índices de vegetación en imágenes ASTER y Landsat 7 ETM+ para diferenciar los tipos de vegetación, utilizando como referencia un mapa de cobertura y uso de suelo.

Para cumplir con este objetivo, se utilizaron test estadísticos que nos permitieron establecer diferencias significativas entre los valores obtenidos de cada índice para las diferentes coberturas vegetales. Para esto, se sometieron los datos a pruebas estadísticas paramétricas. Para las pruebas estadísticas se utilizó el software estadístico SPSS Statistics.

### 6.2.1. Análisis de varianza ANOVA de un factor

Esta es una técnica estadística que sirve para determinar si las diferencias que existen entre las medias de tres o más grupos (niveles de clasificación) son estadísticamente significativas.

Para poder realizar el análisis de ANOVA los datos tienen que cumplir con tres condiciones:

- Una variable dependiente, numérica, medida en escala o en intervalo.
- Que los valores de esta variable sigan una distribución normal (**normalidad**).
- Que las varianzas de la variable dependiente en los grupos que se comparan sean aproximadamente igual u homogéneas (**homocedasticidad**).

Para nuestro caso la variable dependiente son los índices de vegetación, que es una variable numérica, medida en una escala (0 a 255), las muestras o variable independiente son los tipos de cobertura vegetal; por lo tanto la primera condición se cumple.

Para comprobar que la variable dependiente tiene una distribución normal se realizó la prueba de Kolmogorov-Smirinof y Shapiro Wilk a un nivel de significancia del 5 %. En las tablas 17 a 19 se muestran las pruebas de normalidad para los tres índices derivados de la imagen ASTER y en las tablas 20 a 22 de los índices derivados de Landsat ETM<sup>+</sup>.

Tabla 17. Pruebas de normalidad para índice de estrés hídrico MSI con imagen ASTER.

| Coberturas                    | Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup> |    |                   | Shapiro-Wilk |    |      |
|-------------------------------|---------------------------------|----|-------------------|--------------|----|------|
|                               | Estadístico                     | gl | Sig.              | Estadístico  | gl | Sig. |
| Bosque húmedo denso BHD       | ,104                            | 31 | ,200 <sup>*</sup> | ,958         | 31 | ,252 |
| Bosque húmedo intervenido BHI | ,168                            | 28 | ,041              | ,811         | 28 | ,000 |
| Bosque seco denso BSD         | ,120                            | 17 | ,200 <sup>*</sup> | ,952         | 17 | ,496 |
| Bosque seco ralo BSR          | ,097                            | 44 | ,200 <sup>*</sup> | ,935         | 44 | ,015 |
| Bosque seco semi denso BSSM   | ,107                            | 25 | ,200 <sup>*</sup> | ,966         | 25 | ,556 |
| Matorral húmedo alto MHA      | ,153                            | 24 | ,151              | ,964         | 24 | ,522 |
| Matorral húmedo degradado MHD | ,185                            | 17 | ,126              | ,927         | 17 | ,191 |
| Matorral seco alto MSA        | ,122                            | 25 | ,200 <sup>*</sup> | ,977         | 25 | ,811 |
| Matorral seco bajo MSB        | ,092                            | 23 | ,200 <sup>*</sup> | ,971         | 23 | ,706 |
| Pastos P                      | ,128                            | 25 | ,200 <sup>*</sup> | ,974         | 25 | ,737 |
| Suelo desnudo SD              | ,124                            | 31 | ,200 <sup>*</sup> | ,963         | 31 | ,348 |

Tabla 18. Pruebas de normalidad para índice NDVI con imagen ASTER.

| Coberturas                    | Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup> |    |                   | Shapiro-Wilk |    |      |
|-------------------------------|---------------------------------|----|-------------------|--------------|----|------|
|                               | Estadístico                     | gl | Sig.              | Estadístico  | gl | Sig. |
| Bosque húmedo denso BHD       | ,221                            | 31 | ,000              | ,859         | 31 | ,001 |
| Bosque húmedo intervenido BHI | ,182                            | 28 | ,019              | ,920         | 28 | ,035 |
| Bosque seco denso BSD         | ,170                            | 17 | ,200 <sup>*</sup> | ,923         | 17 | ,165 |
| Bosque seco ralo BSR          | ,085                            | 44 | ,200 <sup>*</sup> | ,962         | 44 | ,153 |
| Bosque seco semi denso BSSM   | ,090                            | 25 | ,200 <sup>*</sup> | ,971         | 25 | ,672 |
| Matorral húmedo alto MHA      | ,108                            | 24 | ,200 <sup>*</sup> | ,953         | 24 | ,314 |
| Matorral húmedo degradado MHD | ,180                            | 17 | ,147              | ,907         | 17 | ,087 |
| Matorral seco alto MSA        | ,095                            | 25 | ,200 <sup>*</sup> | ,967         | 25 | ,581 |
| Matorral seco bajo MSB        | ,138                            | 23 | ,200 <sup>*</sup> | ,923         | 23 | ,077 |
| Pastos P                      | ,184                            | 25 | ,029              | ,929         | 25 | ,082 |
| Suelo desnudo SD              | ,225                            | 31 | ,000              | ,889         | 31 | ,004 |

Tabla 19. Pruebas de normalidad para índice SAVI con imagen ASTER.

| Coberturas                    | Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup> |    |                   | Shapiro-Wilk |    |      |
|-------------------------------|---------------------------------|----|-------------------|--------------|----|------|
|                               | Estadístico                     | gl | Sig.              | Estadístico  | gl | Sig. |
| Bosque húmedo denso BHD       | ,142                            | 31 | ,115              | ,847         | 31 | ,000 |
| Bosque húmedo intervenido BHI | ,158                            | 28 | ,072              | ,930         | 28 | ,060 |
| Bosque seco denso BSD         | ,135                            | 17 | ,200 <sup>*</sup> | ,961         | 17 | ,655 |
| Bosque seco ralo BSR          | ,123                            | 44 | ,094              | ,953         | 44 | ,074 |
| Bosque seco semi denso BSSM   | ,138                            | 25 | ,200 <sup>*</sup> | ,947         | 25 | ,213 |
| Matorral húmedo alto MHA      | ,127                            | 24 | ,200 <sup>*</sup> | ,957         | 24 | ,381 |
| Matorral húmedo degradado MHD | ,135                            | 17 | ,200 <sup>*</sup> | ,952         | 17 | ,492 |
| Matorral seco alto MSA        | ,143                            | 25 | ,200 <sup>*</sup> | ,937         | 25 | ,126 |
| Matorral seco bajo MSB        | ,150                            | 23 | ,197              | ,927         | 23 | ,093 |
| Pastos P                      | ,237                            | 25 | ,001              | ,899         | 25 | ,017 |
| Suelo desnudo SD              | ,124                            | 31 | ,200 <sup>*</sup> | ,954         | 31 | ,202 |

**Tabla 20. Pruebas de normalidad para índice MSI con imagen Landsat 7 ETM+.**

| Coberturas                    | Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup> |    |                   | Shapiro-Wilk |    |      |
|-------------------------------|---------------------------------|----|-------------------|--------------|----|------|
|                               | Estadístico                     | gl | Sig.              | Estadístico  | gl | Sig. |
| Bosque húmedo denso BHD       | ,102                            | 31 | ,200 <sup>*</sup> | ,964         | 31 | ,362 |
| Bosque húmedo intervenido BHI | ,218                            | 28 | ,001              | ,822         | 28 | ,000 |
| Bosque seco denso BSD         | ,129                            | 17 | ,200 <sup>*</sup> | ,973         | 17 | ,869 |
| Bosque seco ralo BSR          | ,139                            | 44 | ,033              | ,922         | 44 | ,006 |
| Bosque seco semi denso BSSM   | ,104                            | 25 | ,200 <sup>*</sup> | ,979         | 25 | ,862 |
| Matorral húmedo alto MHA      | ,090                            | 24 | ,200 <sup>*</sup> | ,986         | 24 | ,976 |
| Matorral húmedo degradado MHD | ,154                            | 17 | ,200 <sup>*</sup> | ,919         | 17 | ,142 |
| Matorral seco alto MSA        | ,117                            | 25 | ,200 <sup>*</sup> | ,990         | 25 | ,996 |
| Matorral seco bajo MSB        | ,105                            | 23 | ,200 <sup>*</sup> | ,949         | 23 | ,282 |
| Pastos P                      | ,098                            | 25 | ,200 <sup>*</sup> | ,984         | 25 | ,947 |
| Suelo desnudo SD              | ,182                            | 31 | ,010              | ,860         | 31 | ,001 |

**Tabla 21. Pruebas de normalidad para índice NDVI con imagen Landsat 7 ETM+.**

| Coberturas                    | Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup> |    |                   | Shapiro-Wilk |    |      |
|-------------------------------|---------------------------------|----|-------------------|--------------|----|------|
|                               | Estadístico                     | gl | Sig.              | Estadístico  | gl | Sig. |
| Bosque húmedo denso BHD       | ,095                            | 31 | ,200 <sup>*</sup> | ,979         | 31 | ,789 |
| Bosque húmedo intervenido BHI | ,235                            | 28 | ,000              | ,805         | 28 | ,000 |
| Bosque seco denso BSD         | ,143                            | 17 | ,200 <sup>*</sup> | ,915         | 17 | ,124 |
| Bosque seco ralo BSR          | ,112                            | 44 | ,200 <sup>*</sup> | ,943         | 44 | ,030 |
| Bosque seco semi denso BSSM   | ,148                            | 25 | ,162              | ,967         | 25 | ,564 |
| Matorral húmedo alto MHA      | ,122                            | 24 | ,200 <sup>*</sup> | ,970         | 24 | ,675 |
| Matorral húmedo degradado MHD | ,146                            | 17 | ,200 <sup>*</sup> | ,944         | 17 | ,368 |
| Matorral seco alto MSA        | ,141                            | 25 | ,200 <sup>*</sup> | ,965         | 25 | ,521 |
| Matorral seco bajo MSB        | ,160                            | 23 | ,130              | ,948         | 23 | ,268 |
| Pastos P                      | ,147                            | 25 | ,174              | ,959         | 25 | ,388 |
| Suelo desnudo SD              | ,186                            | 31 | ,008              | ,756         | 31 | ,000 |

**Tabla 22. Pruebas de normalidad para índice SAVI con imagen Landsat 7 ETM+.**

| Coberturas                    | Kolmogorov-Smirnov <sup>a</sup> |    |                   | Shapiro-Wilk |    |      |
|-------------------------------|---------------------------------|----|-------------------|--------------|----|------|
|                               | Estadístico                     | gl | Sig.              | Estadístico  | gl | Sig. |
| Bosque húmedo denso BHD       | ,095                            | 31 | ,200 <sup>*</sup> | ,979         | 31 | ,789 |
| Bosque húmedo intervenido BHI | ,235                            | 28 | ,000              | ,805         | 28 | ,000 |
| Bosque seco denso BSD         | ,143                            | 17 | ,200 <sup>*</sup> | ,915         | 17 | ,124 |
| Bosque seco ralo BSR          | ,112                            | 44 | ,200 <sup>*</sup> | ,943         | 44 | ,030 |
| Bosque seco semi denso BSSM   | ,148                            | 25 | ,162              | ,967         | 25 | ,564 |
| Matorral húmedo alto MHA      | ,122                            | 24 | ,200 <sup>*</sup> | ,970         | 24 | ,675 |
| Matorral húmedo degradado MHD | ,146                            | 17 | ,200 <sup>*</sup> | ,944         | 17 | ,368 |
| Matorral seco alto MSA        | ,141                            | 25 | ,200 <sup>*</sup> | ,965         | 25 | ,521 |
| Matorral seco bajo MSB        | ,160                            | 23 | ,130              | ,948         | 23 | ,268 |
| Pastos P                      | ,147                            | 25 | ,174              | ,959         | 25 | ,388 |
| Suelo desnudo SD              | ,186                            | 31 | ,008              | ,756         | 31 | ,000 |

Después de aplicar las pruebas de normalidad, se estableció que en todos los casos el nivel de significancia (sig.) es mayor de 0,05. Por lo tanto se concluye que la variable dependiente tiene una distribución normal, con esto se cumple la segunda condición.

Para verificar la homocedasticidad de la variable se aplicó el test de Levene a un nivel de significancia de 5%.

En este caso nos planteamos la hipótesis nula (Ho) y la alterna (H1):

Ho: Las varianzas de los índices para las coberturas vegetales no son diferentes (tienen homocedasticidad)

H1: Las varianzas de los índices para las coberturas vegetales son diferentes (no tienen homocedasticidad)

Para este caso si el nivel de significancia de la prueba (sig. o valor de p) es mayor a 0.05, las varianzas no son diferentes, en este caso se rechaza la hipótesis alterna y se acepta la hipótesis nula, es decir hay homocedasticidad.

**Tabla 23. Prueba de homogeneidad de varianzas para los índices MSI, NDVI y SAVI con la imagen ASTER Y Landsat 7 ETM+.**

| Índices /imagen | Estadístico de Levene | gl1 | gl2 | Sig. |
|-----------------|-----------------------|-----|-----|------|
| MSI ASTER       | 4,310                 | 10  | 279 | ,000 |
| NDVI ASTER      | 9,109                 | 10  | 279 | ,000 |
| SAVI ASTER      | 13,889                | 10  | 279 | ,000 |
| MSI Landsat     | 4,748                 | 10  | 279 | ,000 |
| NDVI Landsat    | 2,815                 | 10  | 279 | ,002 |
| SAVI Landsat    | 3,153                 | 10  | 279 | ,001 |

De esta prueba (tabla 23) se desprende que el valor de p es menor en todos los casos que el nivel de significancia 0.05, por lo tanto se descarta la hipótesis alterna y aceptamos la nula, es decir las varianzas de los índices entre las diferentes coberturas vegetales son diferentes no homogéneas, no tienen homocedasticidad, en consecuencia la variable no cumple los requisitos para el análisis ANOVA.

#### 6.2.2. Prueba T de student-welch

Como alternativa al análisis ANOVA, se aplicó la Prueba T de Student-Welch para dos muestras independientes con varianzas no homogéneas. Esta prueba estadística es de utilidad para contrastar hipótesis en función de la media aritmética.

Este modelo estadístico consiste en calcular los grados de libertad, de manera que disminuye el error por la no homogeneidad de varianzas.

En este caso nos planteamos las hipótesis alterna (H1), y la hipótesis nula (H0), de la siguiente manera:

H1: Existe diferencias significativas entre los valores de índice de vegetación para cada cobertura.

Ho: No existe diferencia significativa entre los valores de índice de vegetación para cada cobertura, por lo tanto todos los grupos son iguales y no difieren entre si.

El nivel de significancia es del 5%, es decir, para todo valor de probabilidad (valor de p o sig) menor o igual a 0.05, se acepta la hipótesis H1, y se rechaza la Ho, si es mayor que 0.05, se acepta la Ho y se rechaza la H1.

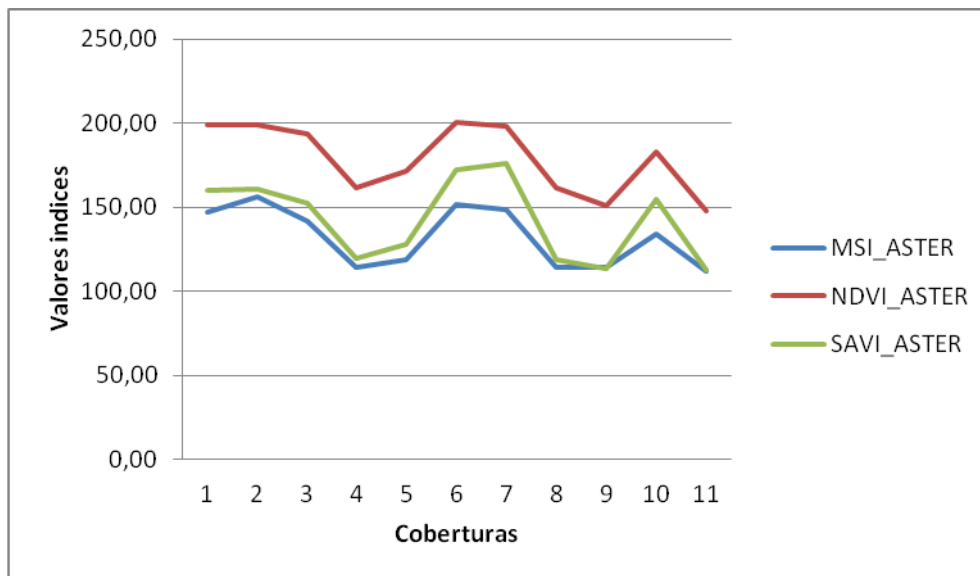
**Tabla 24. Prueba robusta de igualdad de medias de Welch para los índices MSI, NDVI y SAVI con la imagen ASTER Y Landsat 7 ETM+.**

| Índices /imagen |       | Estadístico <sup>a</sup> | gl1 | gl2     | Sig.       |
|-----------------|-------|--------------------------|-----|---------|------------|
| MSIASTER        | Welch | 348,490                  | 10  | 101,801 | 5.4979E-74 |
| NDVIASTER       | Welch | 707,896                  | 10  | 102,321 | 1.1452E-89 |
| SAVIASTER       | Welch | 362,397                  | 10  | 101,713 | 8.9201E-75 |
| MSILANDSAT      | Welch | 88,877                   | 10  | 101,169 | 1.6942E-45 |
| NDVILA          | Welch | 185,023                  | 10  | 101,832 | 1.3607E-60 |
| SAVILA          | Welch | 144,838                  | 10  | 101,747 | 1.7285E-55 |

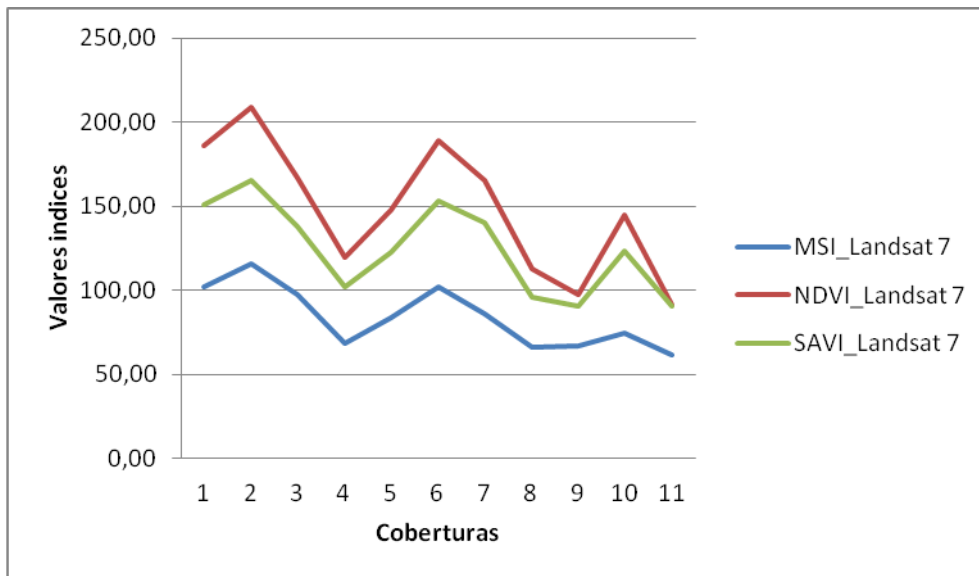
En la tabla 24 se observa que en todos los casos el valor de p es menor a 0.05, por lo tanto rechazamos la hipótesis nula Ho y aceptamos la alterna H1, y se concluye que existen diferencias significativas entre los valores medios de los tres índices de vegetación en las diferentes coberturas vegetales analizadas. Una vez establecido que existen diferencias entre los índices para cada cobertura, se comprobó mediante una figura de medias para cada índice, cuáles de estas medias son las que difieren más.

**Tabla 25. Identificación de las coberturas.**

| Coberturas                    | Identificación |
|-------------------------------|----------------|
| Bosque húmedo denso BHD       | 1              |
| Bosque húmedo intervenido BHI | 2              |
| Bosque seco denso BSD         | 3              |
| Bosque seco ralo BSR          | 4              |
| Bosque seco semi denso BSSM   | 5              |
| Matorral húmedo alto MHA      | 6              |
| Matorral húmedo degradado MHD | 7              |
| Matorral seco alto MSA        | 8              |
| Matorral seco bajo MSB        | 9              |
| Pastos P                      | 10             |
| Suelo desnudo SD              | 11             |



**Figura 35. Valores promedio de los índices MSI, NDVI y SAVI derivados de la imagen ASTER para todas las coberturas.**



**Figura 36. Valores promedio de los índices MSI, NDVI y SAVI derivados de la imagen Landsat 7 ETM+ para todas las coberturas.**

En las figuras 35 y 36 se observa que el comportamiento de los valores promedio de los índices de las coberturas identificadas en la tabla 25, tienen la misma tendencia en las dos imágenes. Para el caso del MSI, desestimando el suelo desnudo, las medias de las coberturas que guardan más diferencia son: bosque húmedo intervenido (2), Bosque seco ralo (4); las que tienen mayor similitud son: matorral seco alto (8) y matorral seco bajo (9).

El SAVI denota también un comportamiento parecido en las dos imágenes, con una ligera diferencia entre matorral húmedo alto (6) y matorral húmedo degradado (7) con la imagen ASTER, en este caso la mayor diferencia se establece entre las medias 7-9 (matorral seco bajo).

Los tres índices de vegetación permitieron discriminar los diferentes tipos de cobertura vegetal analizadas. En general, para los tres índices, los valores más altos corresponden a coberturas de bosques y matorrales húmedos, los valores medios a matorrales y áreas boscosas menos densas, y los valores más bajos a zonas de bosque seco y áreas semi desérticas, estas últimas ubicadas en zonas bajas del occidente de la provincia de Loja.

En los índices NDVI y SAVI se observa un comportamiento similar en las coberturas densas, como bosques y matorrales húmedos (coberturas 1,2,3, 6 y 7), sin embargo, al observar el comportamiento en las coberturas menos densas (4,8,9 y 10)



vemos que, el SAVI a pesar de ser un índice que incorpora un coeficiente de corrección del efecto suelo, no discrimina las coberturas mejor que el NDVI.

Contrariamente a los resultados obtenidos por Sánchez et al (2000) donde el NDVI fue el índice que mejor discriminó los modelos de combustible compuestos por diferentes tipos de coberturas vegetales, en el presente trabajo no se observa una mayor discriminación con el NDVI ni el SAVI. Algo coincidente entre los dos trabajos, es que llama la atención que el SAVI en coberturas menos densas, a pesar de ser un índice que incorpora un coeficiente de corrección del efecto suelo, no discrimina mejor las coberturas que el NDVI. Los resultados obtenidos por Huete (1988), muestran que el SAVI pudo discriminar el efecto suelo en plantaciones de algodón obteniendo valores más ajustados que el NDVI. La constante L (que elimina el efecto del suelo en el índice SAVI) puede tomar valores entre 0 y 1, dependiendo de la densidad de la vegetación, siendo más alto para densidades más bajas. Con el conocimiento previo de las densidades de vegetación se puede elegir mejor el valor del coeficiente de corrección del efecto suelo, aunque un factor de ajuste ideal no se mantiene constante debido a que la naturaleza de la interacción suelo – vegetación varía con la cobertura del dosel. El SAVI ( $L = 0,5$ ) minimiza el ruido del suelo con éxito para densidades intermedias, sin embargo, para otros tipos de coberturas, agrícolas y forestales son necesario estudios de campo para garantizar la aplicabilidad del mismo. En el presente estudio se utilizó  $L = 0,5$  para todas las coberturas, esto hace presumir que los resultados obtenidos con SAVI, que ese valor podría no haber sido el adecuado para el análisis de las coberturas analizadas.

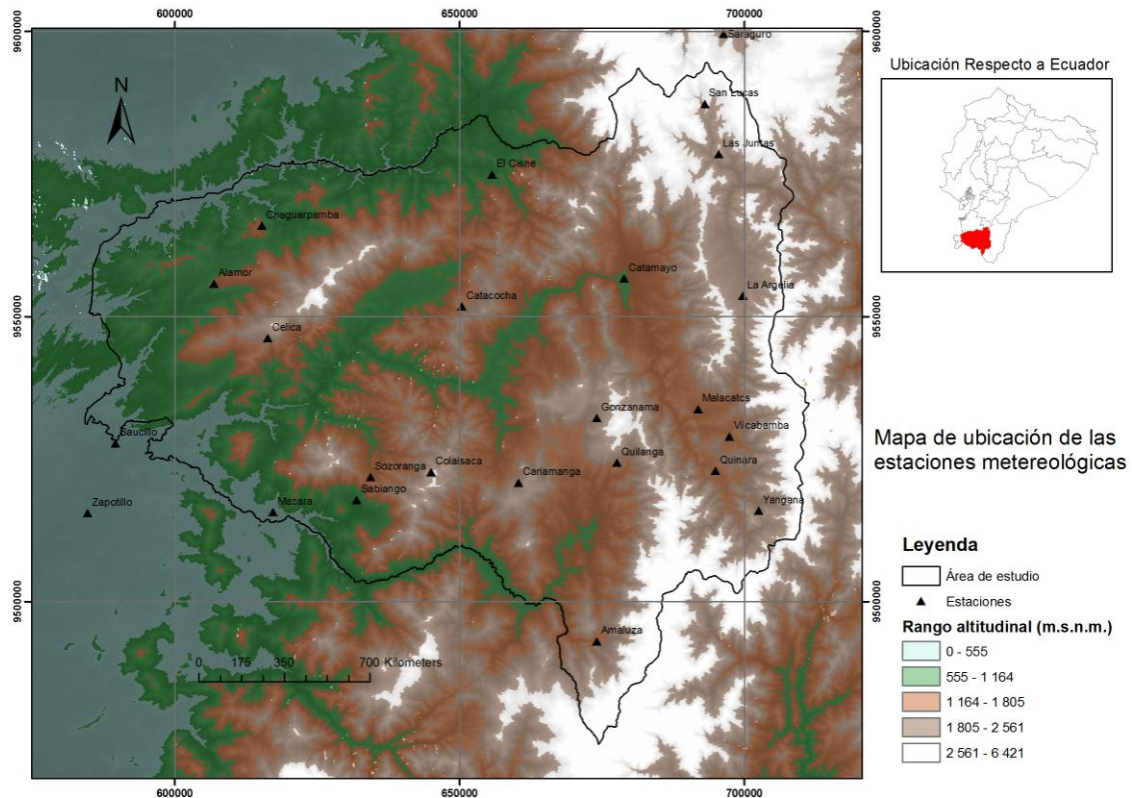
Al analizar los índices para encontrar diferencias en función del tipo de imagen utilizada, se observa que las desviaciones estándar de los índices para cada coberturas son menores en todos los casos en ASTER; por lo tanto se deduce que esta imagen consigue mejor homogeneidad cuando extraemos muestras de coberturas a partir de polígonos de mapas de uso de suelo, resultado que era esperado debido a las diferencias de resolución espacial entre la ASTER y Landsat 7 ETM+.

### **6.3. Objetivo 3**

- Analizar los resultados obtenidos de los índices de vegetación en relación con los datos de temperatura y precipitación.

Para el cumplimiento de este objetivo se obtuvieron superficies climáticas mediante el método de interpolación de Kriging, con datos de precipitación y

temperatura de las estaciones meteorológicas localizadas en el área de estudio, pertenecientes al Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología de Ecuador INAMHI (ver punto 4.7). Posteriormente, utilizando un SIG y técnicas de análisis espacial, se contrastaron estas superficies con los valores de los índices de la imagen Landsat 7 ETM+, los resultados obtenidos se sometieron a análisis estadístico para establecer sus relaciones.



**Mapa 4. Ubicación de las estaciones meteorológicas utilizadas para la obtención de las superficies de precipitación y temperatura del área de estudio.**

El mapa 4 muestra la ubicación geográfica de las estaciones meteorológicas, el siguiente paso fue el análisis estadístico de los datos de las 2 variables (temperatura y precipitación), previo a la aplicación del kriging para la obtención de las superficies climáticas.

### 6.3.1. Obtención de las superficies climáticas mediante el método de interpolación de kriging

El trabajo geoestadístico se llevó a cabo en 3 etapas:

1. Análisis exploratorio de los datos.

Se presentan en las tablas 26 y 27.

**Tabla 26. Estadística descriptiva de la variable precipitación.**

| Parámetro                 | Valor        |
|---------------------------|--------------|
| Media                     | 89.32428472  |
| Error típico              | 13.2472149   |
| Mediana                   | 73.59029605  |
| Moda                      | 100.9289474  |
| Desviación estándar       | 64.89783402  |
| Varianza de la muestra    | 4211.72886   |
| Curtosis                  | -0.444098676 |
| Coefficiente de asimetría | 0.699183068  |
| Rango                     | 216.2105263  |
| Mínimo                    | 3.971052632  |
| Máximo                    | 220.1815789  |
| Suma                      | 2143.782833  |
| Cuenta                    | 24           |

**Tabla 27. Estadística descriptiva de la variable temperatura.**

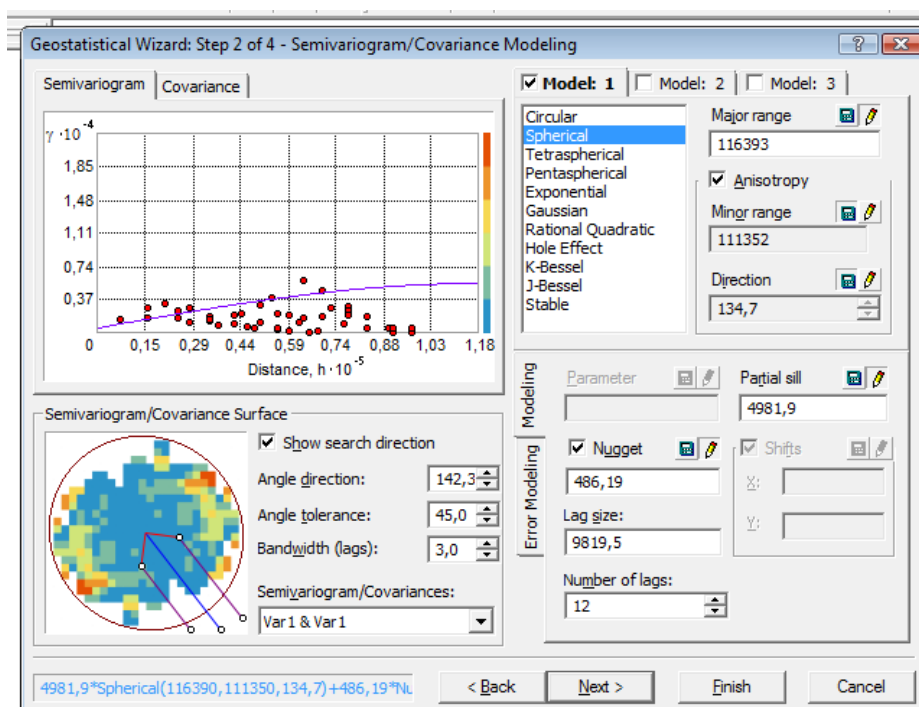
| Parámetro                 | Valor   |
|---------------------------|---------|
| Media                     | 19.5089 |
| Error típico              | 0.88441 |
| Mediana                   | 20.2667 |
| Moda                      | 24.5333 |
| Desviación estándar       | 3.42531 |
| Varianza de la muestra    | 11.7328 |
| Curtosis                  | -0.5279 |
| Coefficiente de asimetría | -0.0722 |
| Rango                     | 11.4333 |
| Mínimo                    | 13.1    |
| Máximo                    | 24.5333 |
| Suma                      | 292.633 |
| Cuenta                    | 15      |

## 2. Análisis estructural de los datos

En las figuras 37 y 38 se muestra el cálculo de los parámetros para el variograma experimental para las dos variables precipitación y temperatura. En las tablas 28 y 29 se resumen los principales parámetros.

**Tabla 28. Modelo ajustado del variograma experimental para la variable precipitación:**

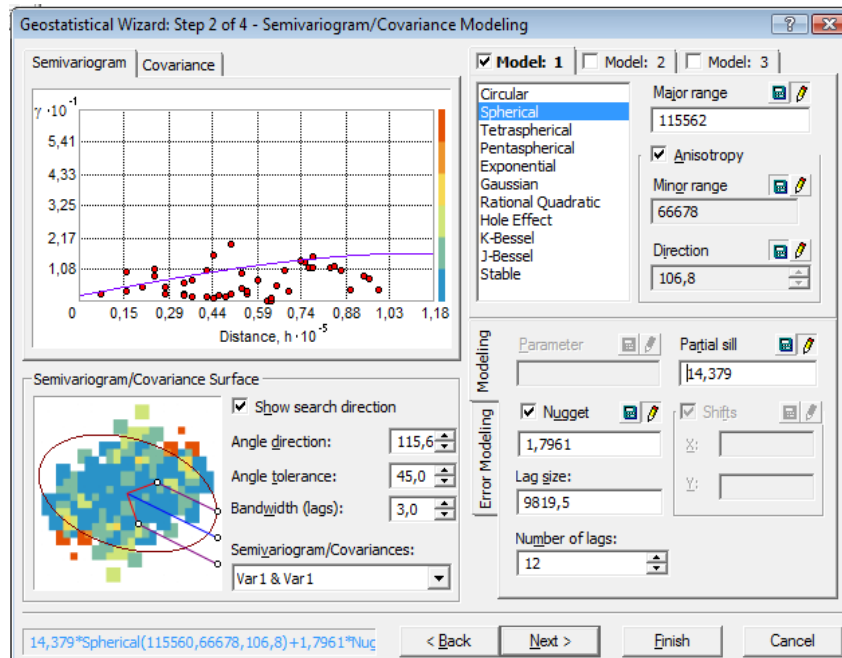
| Parámetros | Valores   |
|------------|-----------|
| Modelo     | Spherical |
| Nugget     | 486,19    |
| Range      | 111352    |
| Sill       | 4981,9    |



**Figura 37. Cálculo del variograma experimental de la variable precipitación con el software ArcGis 9.3 modulo Geostatistical Analyst.**

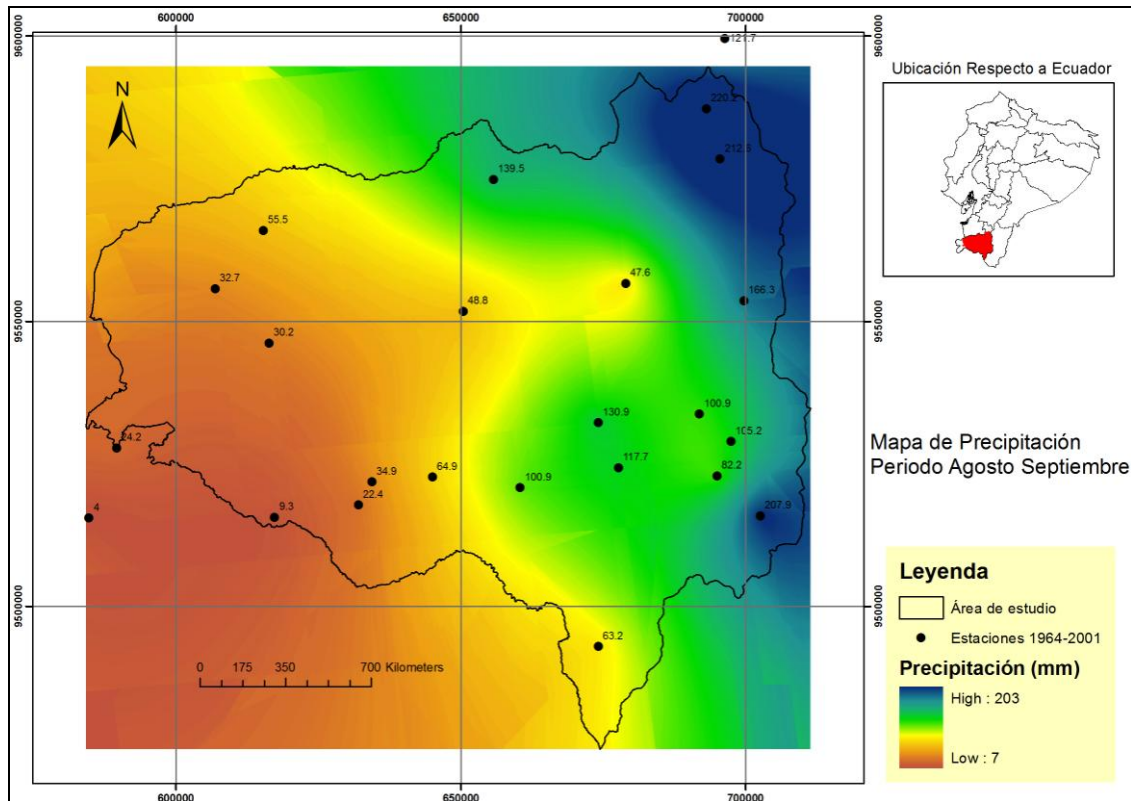
**Tabla 29. Modelo ajustado del variograma experimental para la variable temperatura.**

| Parámetros | valores   |
|------------|-----------|
| Modelo     | Spherical |
| Nugget     | 1,7       |
| Range      | 66678     |
| Sill       | 14,37     |

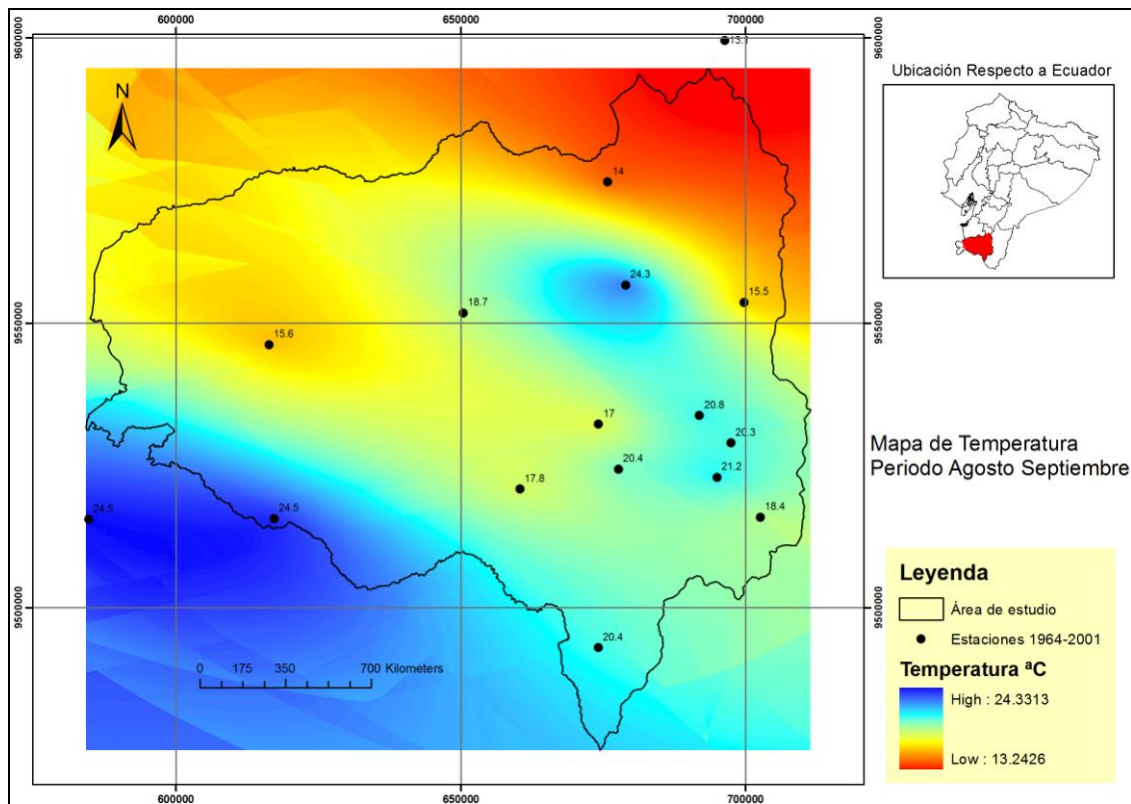


**Figura 38. Cálculo del variograma experimental de la variable temperatura con el software ArcGis 9.3 modulo Geostatistical Analyst.**

3. Predicción de las variables precipitación y temperatura a partir de los datos de las estaciones meteorológicas, mediante interpolación – método kriging, los mapas que resultaron se muestran en los mapas 5 y 6.



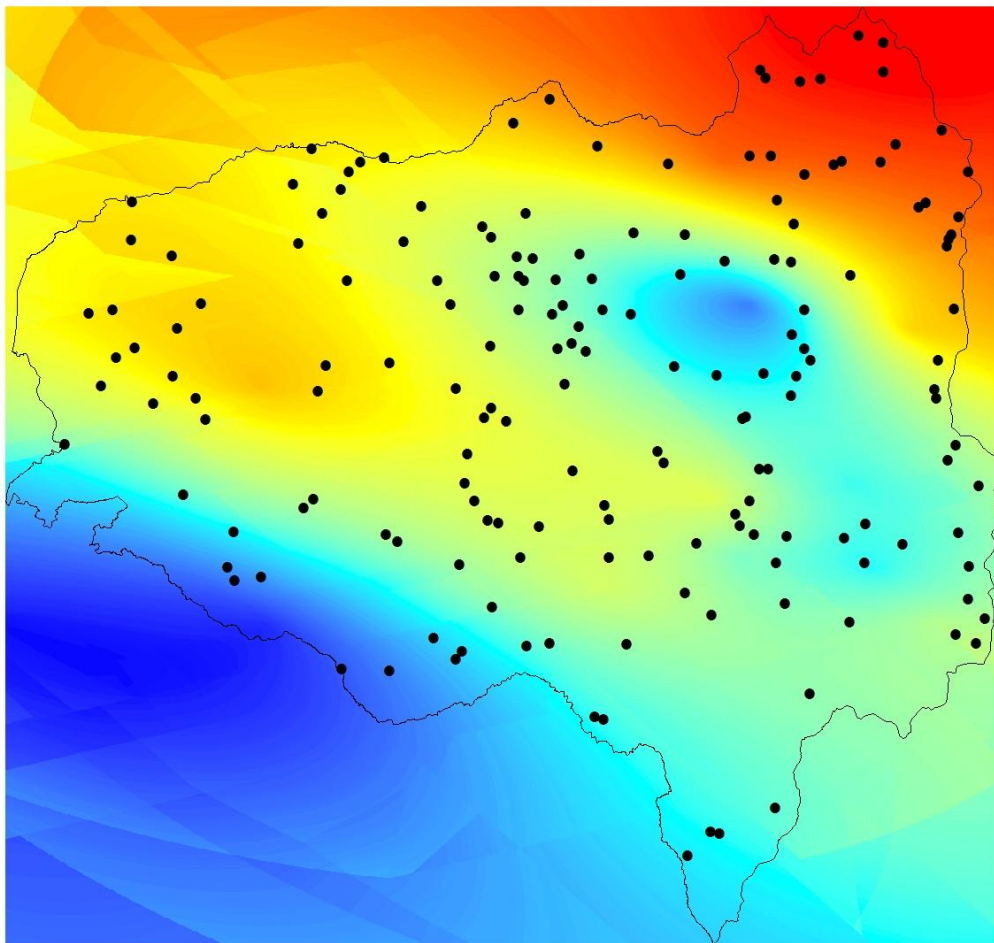
Mapa 5. Interpolación de la variable precipitación mediante el método de Kriging.



Mapa 6. Interpolación de la variable temperatura mediante el método de Kriging.

### 6.3.2. Determinación de la correlación entre los índices de vegetación MSI, SAVI y NDVI y las variables de precipitación y temperatura.

En la figura 39 están los 173 puntos muestrales obtenidos al azar sobre las superficies climáticas a una distancia no mayor a 500 metros. Estos puntos recogen (análisis espacial - función zonal entre raster y vector) la información tanto de los 3 índices obtenidos con la imagen Landsat 7 ETM<sup>+</sup> como los valores de precipitación y temperatura.



**Figura 39. Puntos muestrales para determinar la correlación entre los índices de vegetación y las variables precipitación y temperatura.**

El resultado del análisis espacial con SIG, fue la tabla de atributos de los puntos muestrales (figura 40) con los valores de los índices de vegetación, temperatura y precipitación correspondientes a cada punto muestral.

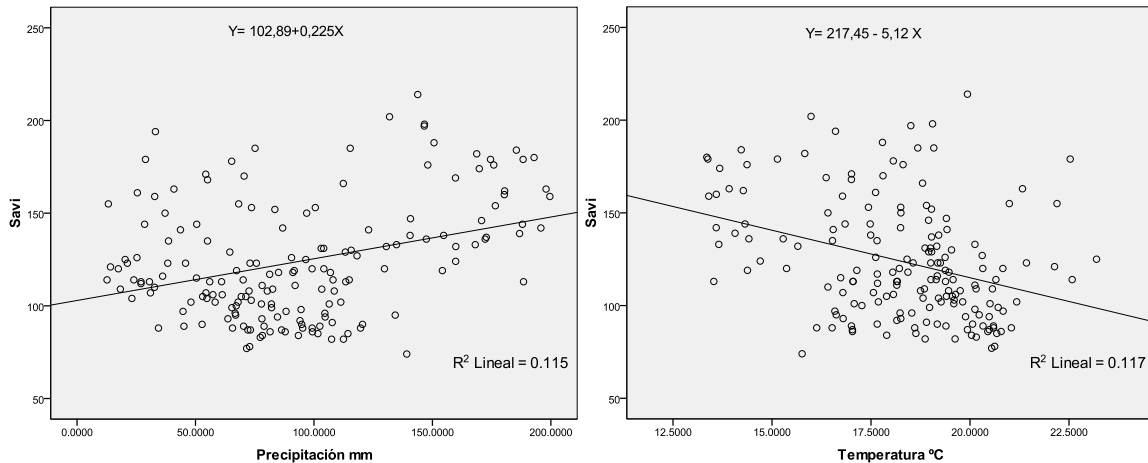
| Attributes of Puntos_muestras_Intersect |       |    |      |      |     |           |           |
|---|-------|----|------|------|-----|-----------|-----------|
| FID                                     | Shape | Id | Savi | NDVI | MSI | Temp      | Precip    |
| 0                                       | Point | 1  | 155  | 179  | 89  | 20.9923   | 68.220596 |
| 1                                       | Point | 2  | 78   | 91   | 48  | 20.622999 | 72.848099 |
| 2                                       | Point | 3  | 114  | 135  | 73  | 20.6539   | 70.109901 |
| 3                                       | Point | 4  | 111  | 159  | 75  | 20.1236   | 92.036499 |
| 4                                       | Point | 5  | 87   | 99   | 70  | 20.4886   | 72.090103 |
| 5                                       | Point | 6  | 77   | 82   | 56  | 20.546499 | 71.593903 |
| 6                                       | Point | 7  | 130  | 170  | 86  | 19.533199 | 115.711   |
| 7                                       | Point | 8  | 179  | 214  | 115 | 22.5303   | 28.8909   |
| 8                                       | Point | 9  | 125  | 139  | 83  | 23.195299 | 20.3009   |
| 9                                       | Point | 10 | 123  | 139  | 67  | 21.424999 | 45.792999 |
| 10                                      | Point | 11 | 102  | 109  | 48  | 21.1798   | 48.077801 |
| 11                                      | Point | 12 | 95   | 107  | 68  | 20.232    | 66.937698 |
| 12                                      | Point | 13 | 126  | 159  | 94  | 19.370899 | 90.5382   |
| 13                                      | Point | 14 | 87   | 109  | 60  | 19.935101 | 73.1745   |
| 14                                      | Point | 15 | 163  | 186  | 105 | 21.3251   | 40.891998 |
| 15                                      | Point | 16 | 137  | 175  | 87  | 19.029301 | 172.731   |
| 16                                      | Point | 17 | 154  | 222  | 129 | 18.9018   | 176.554   |
| 17                                      | Point | 18 | 146  | 162  | 92  | 18.9533   | 170.745   |
| 18                                      | Point | 19 | 141  | 165  | 83  | 19.419201 | 123.065   |
| 19                                      | Point | 20 | 132  | 167  | 80  | 19.1607   | 159.869   |
| 20                                      | Point | 21 | 114  | 127  | 65  | 19.145201 | 108.046   |
| 21                                      | Point | 22 | 106  | 130  | 69  | 19.6348   | 61.287998 |
| 22                                      | Point | 23 | 82   | 87   | 42  | 19.623699 | 112.439   |
| 23                                      | Point | 24 | 91   | 110  | 53  | 18.901501 | 107.718   |
| 24                                      | Point | 25 | 114  | 123  | 67  | 22.5802   | 12.6544   |
| 25                                      | Point | 26 | 121  | 151  | 84  | 22.134399 | 14.0992   |
| 26                                      | Point | 27 | 155  | 179  | 96  | 22.1966   | 13.2158   |
| 27                                      | Point | 28 | 104  | 122  | 62  | 19.204599 | 54.811401 |
| 28                                      | Point | 29 | 102  | 112  | 58  | 19.815001 | 111.331   |
| 29                                      | Point | 30 | 109  | 114  | 68  | 20.566    | 103.292   |
| 30                                      | Point | 31 | 150  | 194  | 107 | 18.254999 | 96.930099 |
| 31                                      | Point | 32 | 123  | 170  | 90  | 18.563101 | 73.008598 |
| 32                                      | Point | 33 | 96   | 119  | 62  | 18.530199 | 104.607   |
| 33                                      | Point | 34 | 133  | 164  | 94  | 20.124201 | 134.86099 |
| 34                                      | Point | 35 | 214  | 245  | 130 | 19.9356   | 143.802   |
| 35                                      | Point | 36 | 127  | 150  | 84  | 20.307899 | 118.182   |
| 36                                      | Point | 37 | 129  | 164  | 77  | 18.9568   | 113.247   |
| 37                                      | Point | 38 | 123  | 151  | 83  | 19.250799 | 38.286701 |
| 38                                      | Point | 39 | 89   | 108  | 67  | 20.328899 | 102.499   |
| 39                                      | Point | 40 | 108  | 124  | 61  | 19.7521   | 108.56    |
| 40                                      | Point | 41 | 113  | 126  | 62  | 19.381701 | 113.423   |
| 41                                      | Point | 42 | 116  | 129  | 62  | 19.1742   | 36.1245   |
| 42                                      | Point | 43 | 120  | 146  | 77  | 20.829599 | 17.428699 |
| 43                                      | Point | 44 | 111  | 137  | 67  | 18.151501 | 78.117104 |
| 44                                      | Point | 45 | 114  | 134  | 70  | 19.013399 | 114.89    |
| 45                                      | Point | 46 | 120  | 158  | 92  | 20.323    | 104.166   |
| 46                                      | Point | 47 | 96   | 124  | 65  | 18.2337   | 66.740501 |
| 47                                      | Point | 48 | 93   | 109  | 64  | 18.252001 | 63.6716   |

**Figura 40. Tabla de atributos del los puntos muestrales con los valores de los índices de vegetación MSI, NDVI y SAVI derivados de las imágenes Landsat 7 ETM+ y los valores de precipitación y temperatura.**

Posteriormente, se procedió a realizar análisis estadísticos para determinar si existen correlaciones entre las variables de temperatura y precipitación, con los valores de los índices, para lo cual se empleó el coeficiente de correlación de Pearson.

Los resultados se muestran desde las figuras 41 a 43 y desde las tablas 30 a 35.





**Figura 41. Correlación de Pearson entre el índice SAVI y las variables precipitación y temperatura.**

**Tabla 30. Correlaciones de Pearson entre el índice SAVI y la variable precipitación**

|               |                        | SAVI   | Precipitación |
|---------------|------------------------|--------|---------------|
| SAVI          | Correlación de Pearson | 1      | .340**        |
|               | Sig. (bilateral)       |        | .000          |
|               | N                      | 171    | 171           |
| Precipitación | Correlación de Pearson | .340** | 1             |
|               | Sig. (bilateral)       | .000   |               |
|               | N                      | 171    | 171           |

\*\* . La correlación es significativa al nivel 0,01

### Variabes precipitación y SAVI

Significancia estadística.- el valor de  $p = 5.531012380897381E-6$  es decir el valor de  $p$  es menor a 0.05 (nivel de significancia) por lo tanto se rechaza la hipótesis nula, se concluye que ambas variables tienen una correlación, con un riesgo (máximo) de equivocarnos de 0.05.

**Tabla 31. Correlaciones de Pearson entre el índice SAVI y la variable temperatura.**

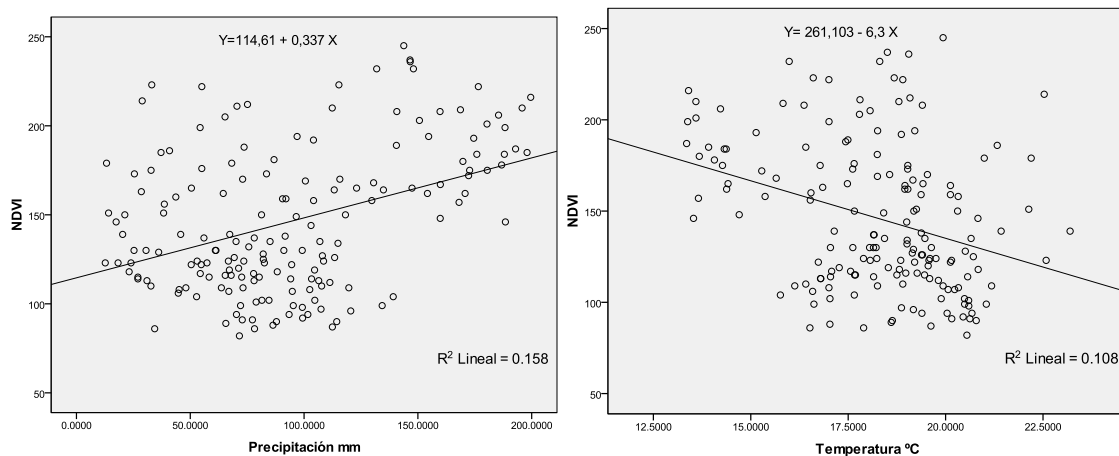
|             |                        | SAVI    | Temperatura |
|-------------|------------------------|---------|-------------|
| SAVI        | Correlación de Pearson | 1       | -.342**     |
|             | Sig. (bilateral)       |         | .000        |
|             | N                      | 171     | 171         |
| Temperatura | Correlación de Pearson | -.342** | 1           |
|             | Sig. (bilateral)       | .000    |             |
|             | N                      | 171     | 171         |

\*\* . La correlación es significativa al nivel 0,01.

### Variables temperatura y SAVI.

Significancia estadística.- el valor de  $p = 4.76835690477582E-6$  es decir el valor de  $p$  es menor a 0.05 (nivel de significancia) por lo tanto se rechaza la hipótesis nula (las variables no tienen correlación), se concluye que ambas variables tienen una correlación, con un riesgo (máximo) de equivocarnos de 0.05.

El valor de los coeficientes de correlación es de 0.34 para precipitación y -0.342 para temperatura, esto se traduce en correlaciones muy bajas de estas dos variables con el índice SAVI. La figura 41 corrobora una correlación positiva y negativa para precipitación y temperatura respectivamente. Sin embargo, al centrarse en los  $R^2$  (coeficiente de determinación) 0,115 y 0,117, se observa que estos son muy bajos o próximos a cero, por lo tanto, la proporción de la variabilidad del índice con respecto a las variables precipitación y temperatura es muy baja, (alrededor del 11%), en consecuencia, no se observa una correlación entre las variables.



**Figura 42. Correlación de Pearson entre el índice NDVI y las variables precipitación y temperatura.**

**Tabla 32. Correlaciones de Pearson entre el índice NDVI y la variable precipitación.**

|                      |                        | <b>NDVI</b> | <b>Precipitación</b> |
|----------------------|------------------------|-------------|----------------------|
| <b>NDVI</b>          | Correlación de Pearson | 1           | .397**               |
|                      | Sig. (bilateral)       |             | .000                 |
|                      | N                      | 171         | 171                  |
| <b>Precipitación</b> | Correlación de Pearson | .397**      | 1                    |
|                      | Sig. (bilateral)       | .000        |                      |
|                      | N                      | 171         | 171                  |

\*\* . La correlación es significativa al nivel 0,01.

### **Variables precipitación y NDVI**

Significancia estadística.- el valor de  $p = 7.664245284708E-8$  es decir el valor de  $p$  es menor a 0.05 (nivel de significancia) por lo tanto se rechaza la hipótesis nula (las variables no tienen correlación), se concluye que ambas variables tienen una correlación, con un riesgo (máximo) de equivocarnos de 0.05. El valor del coeficiente de correlación es de 0.397, esto se traduce en una correlación baja positiva entre la precipitación y el NDVI.

**Tabla 33. Correlaciones de Pearson entre el índice NDVI y la variable temperatura**

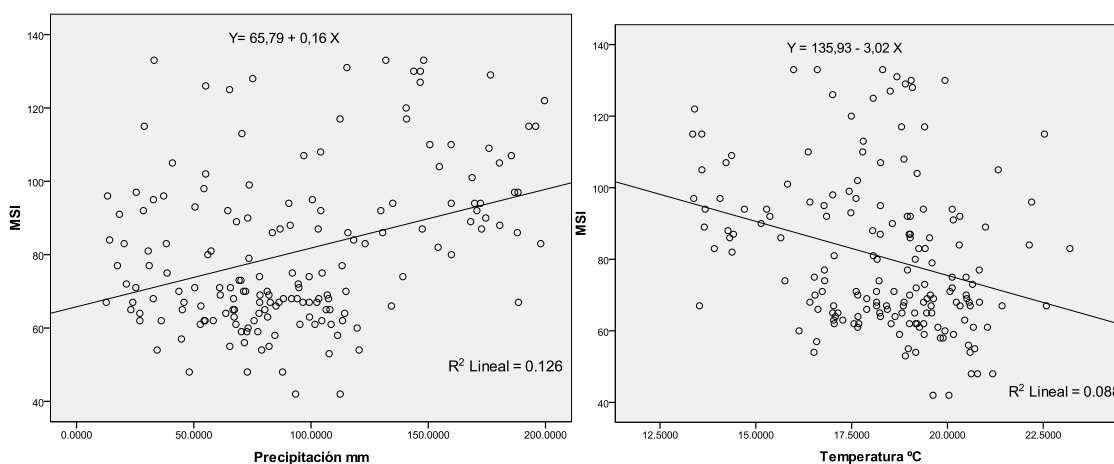
|                    |                        | <b>NDVI</b> | <b>Temperatura</b> |
|--------------------|------------------------|-------------|--------------------|
| <b>NDVI</b>        | Correlación de Pearson | 1           | -.328**            |
|                    | Sig. (bilateral)       |             | .000               |
|                    | N                      | 171         | 171                |
| <b>Temperatura</b> | Correlación de Pearson | -.328**     | 1                  |
|                    | Sig. (bilateral)       | .000        |                    |
|                    | N                      | 171         | 171                |

\*\* . La correlación es significativa al nivel 0,01

### **Variables temperatura y NDVI**

Significancia estadística.- el valor de  $p = 1.1557758975762048E-5$  es decir el valor de  $p$  es menor a 0.05 (nivel de significancia) por lo tanto se rechaza la hipótesis nula (las variables no tienen correlación), se concluye que ambas variables tienen una correlación, con un riesgo (máximo) de equivocarnos de 0.05. El valor del coeficiente de correlación es de -0.328, por lo tanto una correlación muy baja negativa o inversa entre la temperatura y el índice NDVI.

En la figura 42 de dispersión corrobora una disposición de la nube de puntos y las rectas ajustadas a una correlación positiva y una negativa, de manera general se observa un comportamiento similar al SAVI. Sin embargo, al centrarse en los  $R^2$  (coeficiente de determinación) 0.158 y 0.108, se observa que estos son muy bajos o próximos a cero, por lo tanto, la proporción de la variabilidad del NDVI con respecto a las variables precipitación y temperatura es muy baja, (entre el 15 y 10%), en consecuencia, no se observa una correlación significativa entre las variables.



**Figura 43. Correlación de Pearson entre el índice MSI y las variables precipitación y temperatura.**

**Tabla 34. Correlaciones de Pearson entre el índice MSI y la variable precipitación.**

|                      |                        | MSI    | Precipitación |
|----------------------|------------------------|--------|---------------|
| <b>MSI</b>           | Correlación de Pearson | 1      | .355**        |
|                      | Sig. (bilateral)       |        | .000          |
| <b>Precipitación</b> | N                      | 171    | 171           |
|                      | Correlación de Pearson | .355** | 1             |
|                      | Sig. (bilateral)       | .000   |               |
| N                    |                        | 171    | 171           |

\*\* . La correlación es significativa al nivel 0,01

### Variables precipitación y MSI

Significancia estadística.- el valor de  $p = 1.929157433363139E-6$  es decir el valor de  $p$  es menor a 0.05 (nivel de significancia) por lo tanto se rechaza la hipótesis nula (las variables no tienen correlación), se concluye que ambas variables tienen una correlación, con un riesgo (máximo) de equivocarnos de 0.05. Sin embargo, los valores de coeficiente de correlación  $R$  0,355 y  $R^2$  de 0,12 muestran que no existe una relación entre la precipitación y el MSI.

**Tabla 35. Correlaciones de Pearson entre el índice MSI y la variable temperatura.**

|                    |                        | MSI     | Temperatura |
|--------------------|------------------------|---------|-------------|
| <b>MSI</b>         | Correlación de Pearson | 1       | -.296**     |
|                    | Sig. (bilateral)       |         | .000        |
| <b>Temperatura</b> | N                      | 171     | 171         |
|                    | Correlación de Pearson | -.296** | 1           |
|                    | Sig. (bilateral)       | .000    |             |
|                    | N                      | 171     | 171         |

\*\* . La correlación es significativa al nivel 0,01.

### **Variables temperatura y MSI**

Significancia estadística.- el valor de  $p = 8.332017988475181E-5$  es decir el valor de  $p$  es menor a 0.05 (nivel de significancia) por lo tanto se rechaza la hipótesis nula (las variables no tienen correlación), se concluye que ambas variables tienen una correlación, con un riesgo (máximo) de equivocarnos de 0.05. A pesar de esto, el valor del coeficiente de correlación  $R$  es de -0.296 y  $R^2$  de 0,087, indican que no existe una correlación muy baja negativa o inversa entre la temperatura y el índice MSI.

En la figura 43 se observa un comportamiento similar a la de los dos índices anteriores. Los  $R^2$  (coeficiente de determinación) 0.158 y 0.087, son muy bajos o próximos a cero, por lo tanto, la proporción de la variabilidad del MSI con respecto a las variables precipitación y temperatura es muy baja, (entre el 15 y 8%), no se observa una correlación significativa entre las variables.

En cuanto a los índices y las relaciones con las variables climáticas, si bien, los datos reflejaron correlaciones positivas en todos los índices con respecto a la precipitación, todas fueron correlaciones muy bajas. En cuanto a la temperatura los tres índices presentaron correlaciones negativas o inversas, sin embargo centrándose en los coeficientes de correlación ( $R$ ) y determinación ( $R^2$ ) se puede establecer que no hay correlaciones significativas. Estos resultados no son los esperados cuando se los comparan con los hallados por De la Casa y Ovando (2006), quienes determinan que la relación entre valores acumulados de precipitación y NDVI, presentó coeficientes de determinación ( $R^2$ ) entre 0,71 y 0,84 y por los alcanzados por Gómez (2003) quien obtuvo una relación directa entre el NDVI y la precipitación anual e inversa con las temperaturas extremas, a escala regional. Mientras que en ambos trabajos citados se utilizaron datos de campo y de larga periodicidad en precipitación, temperatura e

índices de vegetación, en el presente estudio se utilizó un periodo mas acotado, los datos corresponden a los meses de agosto, septiembre y octubre, si bien se promediaron datos desde 1964 a 2001 los mismos no son continuos. Probablemente se hubieran alcanzado resultados similares si se hubiera contado con mayor continuidad de datos anuales de precipitación y temperatura y mayor número de estaciones meteorológicas en el área de estudio.

Los métodos de interpolación Kriging permitieron la obtención de superficies climáticas de precipitación y temperatura, sin embargo, los vacíos de información de estas variables y una falta de un número adecuado de estaciones meteorológicas en el área de estudio, fue una limitante para conseguir superficies climáticas adecuadas y robustas, esto se evidenció más en la variable temperatura (series de datos incompletas y discontinuas). Estas insuficiencias incidieron notablemente al establecer relaciones de estas variables climáticas con los índices de vegetación. Según Martínez (2009) los vacíos de información y de estaciones meteorológicas limitan la confiabilidad de las superficies obtenidas y dejan en evidencia zonas de mayor variabilidad, y a la vez incertidumbre, al aplicar varios modelos de interpolación.

#### **6.4. Objetivo 4**

- Calcular la superficie proyectada y real de los tipos de cobertura vegetal evaluados en el área de estudio.

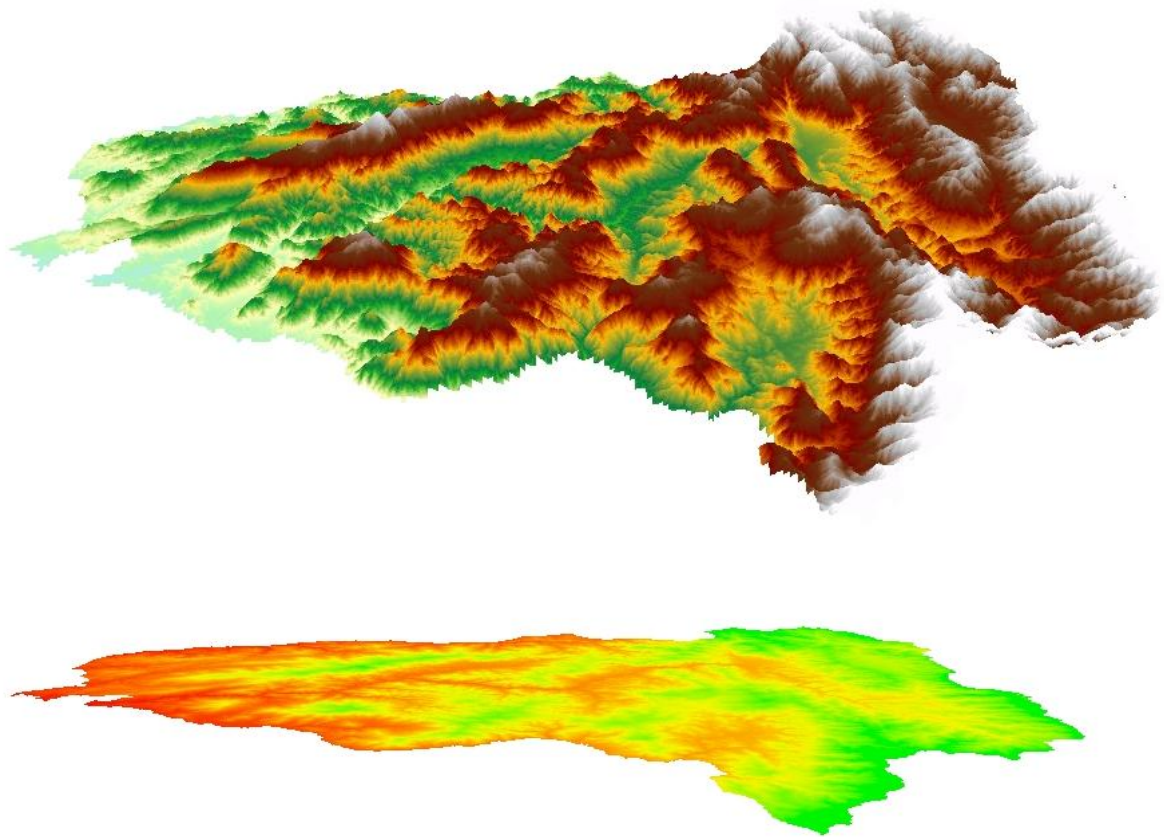
La aplicación del método de superficies e índices a partir de elevaciones, permitió establecer diferencias entre las superficie real y proyectada, se calcularon las superficies para cada una de las coberturas presentes (tabla 36), así como para la superficie total del área de estudio (tabla 37). Para este objetivo se empleó el DEM Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) de 90 metros de resolución espacial.

**Tabla 36. Superficie real y proyectada de las coberturas evaluadas calculada con el método Surface Areas and Ratios from Elevation Grid v. 1.2**

| <b>COBERTURA</b>                 | <b>Área real (m2)</b> | <b>Área proyectada (m2)</b> | <b>Diferencia</b> | <b>%</b> |
|----------------------------------|-----------------------|-----------------------------|-------------------|----------|
| Bosque húmedo denso              | 644972096.00          | 580187352.81                | 64784743.19       | 11.17    |
| Bosque húmedo intervenido        | 486857472.00          | 444276616.53                | 42580855.47       | 9.58     |
| Bosque seco denso                | 64900616.00           | 63099588.93                 | 1801027.07        | 2.85     |
| Bosque seco ralo                 | 468744064.00          | 426806317.26                | 41937746.74       | 9.83     |
| Bosque seco semidenso            | 510677824.00          | 486048651.29                | 24629172.71       | 5.07     |
| Cultivos asociados andinos       | 62960984.00           | 57950052.74                 | 5010931.26        | 8.65     |
| Cultivos asociados subtropicales | 266299648.00          | 256025380.96                | 10274267.04       | 4.01     |
| Matorral húmedo alto             | 1683166464.00         | 1558215462.08               | 124951001.93      | 8.02     |
| Matorral húmedo degradado        | 66118656.00           | 61529169.98                 | 4589486.02        | 7.46     |
| Matorral seco alto               | 750187200.00          | 694179102.95                | 56008097.05       | 8.07     |
| Matorral seco bajo               | 167664544.00          | 158912221.86                | 8752322.14        | 5.51     |
| Pastizal                         | 1072551040.00         | 1008419746.94               | 64131293.06       | 6.36     |
| Pasto natural                    | 2014352000.00         | 1865767181.07               | 148584818.93      | 7.96     |
| Suelo desnudo                    | 62594516.00           | 59071103.20                 | 3523412.80        | 5.96     |

**Tabla 37. Superficie del área de estudio real y proyectada de las coberturas evaluadas calculada con el método Surface Areas and Ratios from Elevation Grid v. 1.2**

| <b>Área de estudio</b> | <b>Superficie real (ha)</b> | <b>Superficie proyectada (ha)</b> | <b>Diferencia (Real-Proyectada) (ha).</b> |
|------------------------|-----------------------------|-----------------------------------|---|
|                        | 909103.96                   | 845408.47                         | 63695.49                                  |



**Figura 44. Superficie real (superior) y superficie proyectada (inferior) del área de estudio.**

Los datos de los tablas 36 y 37 muestran la diferencia entre el área proyectada y el área real, en promedio, fue de 7.1% (63695.49 ha aproximadamente), es decir que el cálculo de las superficie a partir del modelo de elevación digital SRTM aumenta en promedio un 7.1% el área proyectada, tanto para las superficies de las coberturas como para el área de estudio.

El área de estudio está comprendida en un intervalo de altitud entre los 300 a 3800 metros sobre el nivel del mar aproximadamente (figura 44), con una superficie proyectada de aproximadamente 845408 ha. Con el método superficie e índices a partir de elevaciones, aplicado al modelo de elevación digital SRTM, se obtuvo una superficie de 909103 ha, aproximadamente el 7 % de diferencia.

La aplicación del método de superficie e índices a partir de elevaciones, evidenció una notable diferencia entre la superficie proyectada y la obtenida a partir de datos del modelo de elevación digital SRTM en el área de estudio. Se puede



establecer que es una técnica de aproximación que permite dimensionar con mayor precisión las superficies con relieves irregulares, los valores de las superficies están influenciados por la calidad del modelo de elevación digital DEM (técnica de obtención, resolución horizontal y vertical), por lo tanto, es recomendable la evaluación de la herramienta con aplicaciones de modelos de elevación digital de diferentes resoluciones (horizontal y vertical) y obtenidos con diferentes técnicas.

## 7. CONCLUSIONES.

- Los índices de vegetación evaluados, NDVI, MSI y SAVI derivados de imágenes Landsat 7 ETM<sup>+</sup> y ASTER permitieron estimar el estado o vigor vegetal de las coberturas vegetales presentes en el área de estudio, los tres índices presentan diferencias para cada cobertura vegetal.
- Los tres índices de vegetación permitieron caracterizar y discriminar los diferentes tipos de cobertura vegetal analizados, aunque el SAVI en coberturas menos densas, a pesar de ser un índice que incorpora un coeficiente de corrección del efecto suelo, no discriminó mejor las coberturas que el NDVI.
- La variación de los índices con respecto a los dos tipos de imágenes utilizadas es mínima, su comportamiento es similar en cuanto a los valores de los índices. La diferencia que resalta es que en la imagen ASTER se obtienen muestras de coberturas vegetales más homogéneas.
- No existe una correlación significativa entre los valores de los índices de vegetación y los de las superficies de precipitación y temperatura obtenidas con el método de kriging a partir de datos registrados en un periodo acotado previo a la adquisición de la imagen Landsat 7 ETM<sup>+</sup>.

## 8. BIBLIOGRAFIA

- Abrams, M. Hook, S. 2002. ASTER User Hand Book. [publicación en línea]. Disponible en Internet en: [http://qlcf.umiacs.umd.edu/library/guide/aster\\_user\\_guide\\_v2.pdf](http://qlcf.umiacs.umd.edu/library/guide/aster_user_guide_v2.pdf) [Consulta: 13 de abril 2012].
- APN - Administración de Parques Nacionales - Sistema de Información de Biodiversidad (APN – SIB). 2005. *Protocolo para el pre procesamiento de imágenes satelitales Landsat para aplicaciones de la administración de parques nacionales*. Buenos Aires – Argentina. 21 p.
- Bannari, A., Morin, D., Bonn, F., and Huete, A. 1995. A review of vegetation indices. *Remote Sensing Reviews*.
- Baret, F. y Guyot, G. 1991. Potentials and limits of vegetation índices for LAI and APAR assessment. *Remote Sensing of Environment*. 35: 161 – 173.
- Beasom, S. L. 1983. A technique for assessing land surface ruggedness. *Journal of Wildlife Management*. 47: 1163–1166.
- Bense, T. 2007. Tutorial - Introducción a la Percepción Remota. Sextas Jornadas de Educación en Percepción Remota en el Ámbito del Mercosur y Primeras Uruguayas, noviembre 2007.
- Berry, J. 2002. Use surface area for realistic calculations. *Geoworld* 15(9): 20–1.
- China, J. 2002. Teledetección del bosque. [publicación en línea]. Disponible en Internet en: <http://www.uprm.edu/biology/profs/chinea/gis/lectesc/chineateledet.pdf> [Consulta: 17 de agosto 2011].
- Chuvieco, E. 1998. El factor temporal en teledetección: evolución fenomenológica y análisis de cambios. *Revista de Teledetección* N° 10. 1-9.
- Chuvieco, E. 2002. *Teledetección Ambiental: La observación de la Tierra desde el Espacio*. Barcelona. Ariel Ciencia. 584 pp. ISBN 978-84-344-8073-3.
- Chuvieco, E. 2008. *Teledetección Ambiental 3ra edición*. Barcelona España: Editorial Ariel S.A. 595 p. ISBN 978-84-344-8073-3.
- Civco, D. L. 1989. *Topographic Normalization of Landsat Thematic Mapper Digital Imagery*, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 55, pp. 1303-1309.
- Colby, J. 1991, Topographic normalization in rugged terrain. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 57, 531-537.
- Conese, C., Gilbaber, M.A., Maselli, F., y Bottai, L., 1993, Topographic normalization of TM scenes through the use of an atmospheric correction method and digital terrain models. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 59, 1745-1753.

- Cosero, D. Riaño, D. Chuvieco, E. 1998. Estimación de la Humedad de la Vegetación Usando Imágenes de Satélite e Índices Meteorológicos de Peligro de Incendios. En: Serie Geográfica: Departamento de Geografía, Universidad de Alcalá –España, 1998, vol. 7 p 59 – 72.
- Cueva, J. y Chalán. L. 2010. Cobertura Vegetal y Uso Actual del Suelo de la Provincia de Loja. Informe Técnico. Departamento de Sistemas de Información Geográfica de Naturaleza & Cultura Internacional. Graficas Amazonas. Loja-Ecuador.
- Curran, P.J., 1981. Multispectral remote sensing of vegetation amount, Progress in Physical Geography, 4, 315-34.
- De la Casa, A. y Ovando, G. 2006. Relación entre la precipitación e índices de vegetación durante el comienzo del ciclo anual de lluvias en la Provincia de Córdoba. En: Revista de Investigaciones Agropecuarias RIA – INTA Argentina 2006. Vol. 35 (1): p 67 -85, ISSN 0325-8718. Argentina.
- Esperanza, F y Zerda, H. 2002. Potencialidad de los índices de vegetación Para la discriminación de coberturas forestales. Universidad Nacional de Santiago del Estero, Facultad de Ciencias Forestales, Santiago del Estero, 2002.
- Felicísimo, A y García-Manteca, P. 1990. Corrección del efecto topográfico en las imágenes Landsat mediante el uso de un modelo digital de elevaciones. III Reunión Científica del Grupo de Trabajo en Teledetección: 209-216. Madrid, 1989. publicación en línea]. Disponible en Internet en: <http://www.etsimo.uniovi.es/~feli/SIG/IIIRC89-1.html> [Consulta: 19 de octubre 2011].
- Felicísimo, A. 1997. Modelos Digitales de Terreno, Introducción y Aplicación en las ciencias ambientales. Disponible en Internet en: <http://www.thedigitalmap.com/EasyDEM/download/help/html/documentos/libroMDTFelicisimo.pdf> [Consulta: 03 de abril 2012].
- Fernández., I., Herrero., E. 2001. El Satélite Landsat. Análisis visual de imágenes obtenidas del sensor ETM+ Satélite Landsat. Universidad de Valladolid
- Fernández, T. 2008 “Curso de teledetección – Capitulo 6. Calibración de la imagen” Departamento: Ingeniería Cartográfica, Geodésica y Fotogrametría – Universidad de Jaén España. [publicación en línea]. [http://coello.ujaen.es/Asignaturas/teledeteccion/tel/tel\\_tfc\\_archivos/Tema6.pdf](http://coello.ujaen.es/Asignaturas/teledeteccion/tel/tel_tfc_archivos/Tema6.pdf) [Consulta: 18 de octubre 2011].
- Franco, J. 1999. Nociones de Topografía, Geodesia y Cartografía. ISBN: 84-7723-392-6.
- Gill, T.K., Phinn, S.R., Armston, J.D., Pailthorpe, B.A., 2009. Estimating tree-cover change in Australia: challenges of using the MODIS vegetation index product. International Journal of Remote Sensing 30 (6), 1547–1565.

- Gobierno Provincial de Loja, 2010. Mapa de Cobertura y Uso de Suelo de la Provincia de Loja, Departamento de Planificación Jefatura de Ordenamiento Territorial, Loja Ecuador.
- Gómez, L. 2003. La Relación entre el Índice Normalizado de Vegetación y la Variabilidad del Clima en Oaxaca: Una Herramienta para el Manejo de Ecosistemas. Centro de Ciencias de la Atmósfera, UNAM – Mexico.
- Hobson, R. 1972. Chapter 8 - surface roughness in topography: quantitative approach. Pages 221-245 in R. J. Chorley, editor. Spatial analysis in geomorphology. Harper & Row, New York, New York, USA.
- Hodgson, M. E. 1995. What cell size does the computed slope/aspect angle represent? Photogrammetric Engineering & Remote Sensing 61: 513-517.
- Huete, A. R., Jackson, R. D. y Post, D. F. 1985. Spectral response of a plant canopy with different soil backgrounds. Remote Sensing of the Environment, 17. Pp. 37-53.
- Huete, A. 1988. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). Remote Sensing of Environment 25: 295-309.
- INAMHI. 2000. Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología de Ecuador. Ubicación de geográfica de estaciones meteorológicas de la Provincia de Loja; Anuarios meteorológicos 2000, 2001, 2002, 2003, 2004, 2005, 2006.
- Instituto de investigaciones Agropecuarias INIA. 2010. Índice De Vegetación Ajustado Al Suelo, SAVI, Región de Magallanes y la Antártica Chilena. Riesgo Climático. Ministerio de Agricultura Gobierno de Chile, [publicación en línea]. Disponible en Internet en:  
[http://www.aclimat.cl/main/index.php?option=com\\_wrapper&view=wrapper&Itemid=148](http://www.aclimat.cl/main/index.php?option=com_wrapper&view=wrapper&Itemid=148) [Consulta: 03 de abril 2012].
- Iturrate, E. 1998. Curso básico de teledetección con ENVI. [publicación en línea]. Disponible en Internet en:  
<http://www.innovanet.com.ar/gis/TELEDETE/TELEDETE/portada.htm> [Consulta: 28 de septiembre 2011].
- Jenness, J. 2000. The effects of fire on Mexican spotted owls in Arizona and New Mexico. Thesis, Northern Arizona University, Flagstaff, Arizona, USA.
- Jenness, J. 2004. Calculating landscape surface area from digital elevation models. Wildlife Society Bulletin. 32(3):829-839.
- King, M.D.;Kaufman,Y.J.; Tanré,D. y Nakajima,T. 1999. Remote Sensing of Tropospheric Aerosols from Space: Past, Present and Future, Bulletin of the American meteorological Society,80, pp. 2229-2259.
- Lam, N. y L. De Cola. 1993. Fractals in Geography. PTR Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, USA.

- Lorimer, N. Haight, and R. A. Leary. 1994. The fractal forest: fractal geometry and applications in forest science. United States Department of Agriculture Forest Service, North Central Forest Experiment Station, General Technical Report; NC-170. St. Paul, Minnesota, USA.
- Maldonado, N. 2002. Clima y Vegetación de la Región Sur del Ecuador, pp. 1-28 en Z. Aguirre M., J.E. Madsen, E. Cotton y H. Balslev (eds.), Botánica Austro Ecuatoriana – Estudios sobre los recursos vegetales en las provincias de El Oro, Loja y ZamoraChinchiipe. Ediciones Abya Yala, Quito. ISBN – 9978-22-251-0.
- Mandelbrot, B. 1983. The fractal geometry of nature. W. H. Freeman and Company, New York, New York, USA.
- Martinez, C. 2009. Generación de superficies climáticas para Ecuador y evaluación de su utilidad para discriminar paisajes ecológicos. Fundación Ecuatoriana de Estudios Ecológicos – Ecociencia.
- Ministerio de agricultura y Ganadería 1974-1984 - Sistema de Información Geográfica para Regionalización Agraria MAG -PRONAREG .- uso potencial de suelo de la provincia de Loja.
- Monteith, J.1981. Evaporation and surface temperature. Q. J. R. Meteorol. Soc., 107, 1-27.
- Moral, F. 2004. Aplicaciones de la Geoestadística en las ciencias ambientales. En: ecosistemas: Asociación Española de Ecología Terrestre, Enero 2004, vol 13, no. 1, p 78 – 86.
- Myneni, R. B., Keeling, C. D., Tanser, C. J., Asrar, G., and Nemani, R. R. 1997. Increased plant growth in the northern high latitudes from 1981 to 1991. Nature 386, 698–702. doi: 10.1038/386698a0
- NCI - Naturaleza & Cultura Internacional. 2010. Cobertura Vegetal y Uso Actual del Suelo de la Provincia de Loja. Informe Técnico.
- Ortiz, G. 2003. Foro de Usuarios de Sistemas de Información Geográfica GIS - SIG y Teledetección. [publicación en línea]. Disponible en Internet en: [http://foro.gabrielortiz.com/index.asp?Topic\\_ID=147](http://foro.gabrielortiz.com/index.asp?Topic_ID=147) [Consulta: 23 de agosto 2011].
- Palacios, J. Bisher, Y. Cabrera, F. 2009. Aplicación de la Radiometría Multiespectral para Detectar Estrés Hídrico en el Cultivo de Maíz (*Zea mayz* L.) en el Sur de Sonora, Mexico. Universidad de Sonora. UNISON – INIFAP.
- Paruelo, J.M., Epstein, H. E., Lauenroth, W.K., Burke, I.C. 1997. ANPP estimates from NDVI for the Central Grassland Region of the US. Ecology 78:953-958.
- Pérez, C y Muñoz, A. 2006. Teledetección Nociones y Aplicaciones. Universidad de Salamanca. 356 p. ISBN-10: 84-611- 1613-5.
- Pinty, B. y M. M. Verstraete. 1992. GEMI: a non-linear index to monitor global vegetation from satellites. Vegetatio 101: 15-20.

- Polidori, L., J. Chorowicz, and R. Guillande. 1991. Description of terrain as a fractal surface, and application to digital elevation model quality assessment. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 57: 1329–1332.
- Richardson, A.J. Y Wiewand, C.L. 1977. Distinguishing vegetation from soil background information. *Photogrammetric Engineering And remote sensing*. 43: 1.542 – 1.552.
- Rodin, 1998; En: “Teledetección ambiental, La observación de la tierra desde el Espacio” Chuvieco, 2002.
- Rock, B. N., D. L. Williams, and J E. Vogelmann. 1985. Field and airborne spectral characterization of suspected acid deposition damage in red spruce (*Pricea rubens*) from Vermont, *Machine Processing of Remotely Sensed Data Symposium*, 71-81, 1985.
- Rouse, J. W., Haas, R. W., Schell, J. A., Deering, D. H. y Harían, J. C. 1974. Monitoring the vernal advancement andretrogadation (Greenwave effect) of natural vegetation. Greenbelt, MD. USA, NASA/GSFCT.
- Sánchez, E. Torres, M. Palacios, A. Aguilar, M. Pino, S. Granado, L. 2000. Comparación del NDVI con el PVI y el SAVI como Indicadores para la Asignación de Modelos de Combustible para la Estimación del Riesgo de Incendios en Andalucía. *Tecnologías Geográficas para el Desarrollo Sostenible Departamento de Geografía. Universidad de Alcalá*, 2000: 164-174 Disponible en Internet en: [http://age.ieg.csic.es/metodos/docs/IX\\_2/Sanchez\\_Esperanza.PDF](http://age.ieg.csic.es/metodos/docs/IX_2/Sanchez_Esperanza.PDF) [Consulta: 02 de abril 2011].
- Sellers, P. 1989. Vegetation – Canopy Spectral reflectance and Biophysical processes, en *Theory and applications of optical Remote Sensing*, ED. G Asrar, Wiley, New York, 297-335.
- Sigmur. 2006. Universidad de Murcia. SIG y Teledetección. Murcia – España [publicación en línea]. Disponible en Internet en: <http://www.um.es/geograf/Sigmur/index.html> [Consulta: 20 de agosto 2011].
- Smith, M. 2004. How to convert ASTER radiance values to reflectance. Disponible en internet. En: *University of Idaho*, <http://www.cnrhome.uidaho.edu/default.aspx?pid=85984>. 3 p.; [consulta: noviembre 2007].
- Sobrino, J. 2000. *Teledetección Servicio de Publicaciones Universidad de Valencia*, 467 pp.
- Towers, P. 2002. *Conceptos Iniciales sobre Teledetección y su Aplicación al Agro*. Buenos Aires, 138 p.
- Tucker, C.J., Townshend, J.R., Goff, T.E. 1985. African land-cover classification using satellite data. *Science* 227:369-375.

- Universidad de Alcalá. 2001. Departamento de Geografía, Índices Espectrales, Disponible en Internet en: <http://www.geogra.uah.es/emilio/pdf/transformaciones.pdf> [Consulta: 02 de abril 2012].
- U.S.G.S. 2009. Geological Survey Earth Resources Observation & Science Center (EROS). Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER), Product Description. Disponible en Internet en: [http://eros.usgs.gov/#/Find\\_Data/Products\\_and\\_Data\\_Available/Aster](http://eros.usgs.gov/#/Find_Data/Products_and_Data_Available/Aster) [Consulta: 02 de abril 2012].
- Wall, D. y. Virginia, A. 2000. The world beneath our feet: Soil biodiversity and ecosystem functioning. Pp. 225-241, In: P. Raven and T. A. Williams (eds). Nature and Human Society: The Quest for a Sustainable World. National Academy of Sciences Press, Washington D.C. 644pp.
- Zhongming, W. Brian G. Lees, Jiao Feng, Lei Wanning, Shi Haijing. 2009. Stratified vegetation cover index: A new way to assess vegetation impact on soil erosion. En: Catena, ELSEVIER: National Basic Research Program of China (2007CB407203) and National Natural Science Foundation of China (40871246) and Western Light Project of CAS(2009y236)., 13 julio 2010, no. 83, p 87 – 93.