



UNIVERSIDAD NACIONAL DE ASUNCIÓN  
FACULTAD POLITÉCNICA

*INGENIERÍA EN INFORMÁTICA*

---

**Metodología automática para estimar  
pérdida de carbono a través de  
procesamiento de imágenes satelitales.  
Caso de uso Chaco Paraguayo**

---

*PROYECTO FINAL DE GRADO*

*Autor:*

Santiago Smael Vera Aquino

*Tutor:*

Dr. Horacio Legal Ayala  
MSc. José L. Vázquez Noguera

SAN LORENZO - PARAGUAY

OCTUBRE - 2015

## *Dedicatoria*

*A mis familiares, profesores, compañeros y amigos por su apoyo,  
aliento y comprensión incondicional.*

## *Agradecimiento*

A todos los que conocen

## *Resumen*

El cambio climático es un problema de carácter mundial, que engloba distintos factores ligadas a las actividades humanas. Los bosques constituyen un medio principal de conservación de carbono, donde la deforestación y degradación contribuyen al aumento de los Gases de efecto invernadero (GEI). En los últimos 50 años la explotación Forestal y el cambio en el uso de la tierra, produjo la pérdida del 90 % de los bosques en la región Oriental del Paraguay, generados por degradaciones y deforestaciones en los suelos con destino a una progresiva desertificación que atenta contra la biodiversidad y los sumideros de carbono. A diferencia de la región oriental, en el occidente o Chaco Paraguayo aplicar mecanismos de control ambiental implica elevados costo, por lo que el empleo de metodologías que ayuden a determinar zonas de riesgos disminuirán en cierta proporción los gasto en monitoreos.

Esta investigación elabora una metodología práctica y dinámica para identificar focos de perdidas de carbono forestal empleando procesamiento digital de imágenes satelitales. Una vez identificado focos de riesgos, permitirá fortalecer planes y estrategias en los controles, con acciones más optimas y rigurosas en base a las estimaciones hechas.

La metodología propuesta cuenta con tres procedimientos generales, donde las bandas infrarroja cercana y roja de las imágenes satelitales para dos fechas, constituyen entradas en la generación de un mapa de perdida forestal (degradación y deforestación) con su correspondiente estimación de carbono, en toneladas por hectárea, perdidos en el área evaluada. Los procedimientos son los siguientes:

- Corrección de imágenes satelitales: permite que los pixeles de las imágenes posean una correspondencia geográfica en su ubicación, como también corregir errores provenientes de los sensores remotos en el momento que la información es capturada.
- Detección de cambio Forestal: mediante análisis estadísticos previos hechos a índices de vegetación y algoritmos basados en parámetros estadísticos para la detección del cambio, nos permiten obtener una máscara de perdida forestal.

- Estimación de Perdida de cambio forestal: se hallo una correlación moderada ( $r^2 = 0,509125$ ) entre el mapa global de carbono y el indice de vegetación, proporcionando una ecuación lineal que transforma en toneladas de carbono por hectárea el indice.

En el chaco paraguayo, específicamente parte del distrito de Filadelfia, departamento de Boquerón, fueron determinadas áreas en base a la presencia forestal (urbano, rural y húmedo), de manera a evaluar la metodología propuesta con distintos tipos de uso del suelo, sumándole un criterio de fiabilidad a la detección del cambio. Zonas rurales obtuvieron precisiones globales mayores al 85 % y coeficientes Kappa moderadas como también considerables, siendo la más satisfactorias en las pruebas experimentales. Estas pruebas fueron hechas a través de comparaciones entre resultados y estudios de perdida boscosa realizado al Paraguay, por The Global Land Cover Facility de University of Maryland Institute for Advanced Computer Studies.

La metodología propuesta nos brinda una herramienta valida en la generación de indicadores ambientales para monitoreos de áreas extensas. Estos indicadores representan alertas en áreas donde la deforestación y degradación forestal transforman los sumideros de carbono a zonas desérticas o productivas, contribuyendo así al cambio climático.

**Palabras claves:** Cambio climático, Gases de efecto invernadero, Sumideros de carbono, Procesamiento digital de imágenes satelitales, Sensores remotos, Precisión Global, Coeficiente kappa.

## *Abstract*

XXXXX

# Índice general

<b>Agradecimiento</b>	<b>II</b>
<b>Resumen</b>	<b>III</b>
<b>Índice de figuras</b>	<b>IX</b>
<b>Índice de tablas</b>	<b>XI</b>
<b>Abreviaciones</b>	<b>XII</b>
<b>1. Introducción</b>	<b>2</b>
1.1. Justificación y Motivación . . . . .	4
1.2. Antecedentes . . . . .	4
1.3. Planteamiento del problema . . . . .	6
1.4. Objetivos . . . . .	6
1.4.1. Objetivos Generales . . . . .	6
1.4.2. Objetivos Específicos . . . . .	7
1.5. Organización de la Tesis . . . . .	7
<b>2. Cambio Climático</b>	<b>9</b>
2.1. Ciclo de carbono . . . . .	10
2.1.1. Secuestro de carbono . . . . .	11
2.1.2. Pérdida de Carbono . . . . .	11
2.1.3. Secuestro de carbono en Paraguay . . . . .	11
2.1.4. Gran Chaco Americano . . . . .	11
2.2. Biomasa . . . . .	12
2.2.1. Biomasa Forestal . . . . .	13
2.3. Medición de balances de carbono . . . . .	13
2.4. Teledetección en el medio ambiente . . . . .	14
<b>3. Procesamiento de imágenes satelitales</b>	<b>17</b>
3.1. Sensores Remotos . . . . .	17
3.1.1. El espectro electromagnético . . . . .	18
3.1.2. Firmas espectrales . . . . .	18
3.1.3. Resoluciones de un sensor . . . . .	19

3.2.	Imágenes satelitales . . . . .	21
3.2.1.	Tipo de imágenes satelitales . . . . .	21
3.2.2.	Histogramas . . . . .	22
3.2.3.	Combinación de bandas . . . . .	22
3.3.	Índices de vegetación . . . . .	24
3.3.1.	Índice de vegetación diferencial normalizada . . . . .	24
3.4.	Análisis Multitemporal . . . . .	25
3.5.	Correcciones a las imágenes de satélites . . . . .	25
3.5.1.	Corrección geométrica . . . . .	25
3.5.1.1.	Interpolación espacial . . . . .	26
3.5.1.2.	Interpolación de los valores radiométricos . . . . .	29
3.5.2.	Corrección radiométrica . . . . .	32
3.5.2.1.	Pixeles o líneas perdidas . . . . .	33
3.5.2.2.	Bandeado . . . . .	33
3.6.	Proceso de detección de cambios . . . . .	35
3.6.1.	Comparación multitemporal . . . . .	35
3.6.2.	Criterios de decisión . . . . .	36
3.6.2.1.	Discriminación de las zonas de cambio . . . . .	36
3.6.3.	Filtrado . . . . .	37
3.6.3.1.	Filtro de la mediana . . . . .	38
<b>4.</b>	<b>Materiales y Metodología</b> . . . . .	<b>40</b>
4.1.	Materiales . . . . .	40
4.1.1.	Imágenes satelitales . . . . .	40
4.1.1.1.	Landsat . . . . .	40
4.1.1.2.	Vegetation Continuous Fields . . . . .	42
4.1.1.3.	Mapa global de carbono - Paraguay . . . . .	43
4.1.1.4.	Paraguay Forest Change Product . . . . .	44
4.1.2.	Software . . . . .	45
4.1.2.1.	GRASS . . . . .	46
4.1.2.2.	Quantum GIS . . . . .	46
4.2.	Metodología . . . . .	46
4.2.1.	Correcciones de imágenes satelitales . . . . .	47
4.2.1.1.	Corrección Geométrica . . . . .	47
4.2.1.2.	Corrección Radiométrica . . . . .	49
4.2.2.	Detección de cambio forestal . . . . .	49
4.2.2.1.	Detección de cambio . . . . .	50
4.2.2.1.1.	Nominalización Radiométrica . . . . .	50
4.2.2.1.2.	Comparación Multitemporal . . . . .	51
4.2.2.1.3.	Umbral estadístico . . . . .	52
4.2.2.1.4.	Iteración . . . . .	53
4.2.2.2.	Discriminación Forestal . . . . .	55
4.2.2.2.1.	NDVI . . . . .	55
4.2.2.2.2.	Umbral de Vegetación . . . . .	55
4.2.2.2.3.	Intersección área boscosa . . . . .	56
4.2.2.3.	Máscara de Pérdida Forestal . . . . .	56
4.2.3.	Estimación de pérdida de carbono forestal . . . . .	57

<b>5. Pruebas experimentales</b>	<b>61</b>
5.1. Caso de estudio . . . . .	61
5.2. Métricas de evaluación . . . . .	62
5.2.1. Porcentaje de precisión global . . . . .	62
5.2.2. Coeficiente Kappa . . . . .	63
5.3. Pruebas y resultados experimentales . . . . .	63
5.3.1. Umbral de Vegetación . . . . .	64
5.3.2. Estimación de pérdida de carbono forestal . . . . .	67
5.3.3. Prueba experimental . . . . .	69
5.3.4. Discusión de resultados . . . . .	73
5.3.5. Dificultades encontradas . . . . .	76
<b>6. Conclusiones y trabajos futuros</b>	<b>79</b>
6.1. Conclusiones . . . . .	79
6.2. Trabajos futuros . . . . .	81

# Índice de figuras

2.1. Calentamiento Global . . . . .	9
2.2. Ciclo de carbono . . . . .	10
2.3. Tipos de sensores . . . . .	14
3.1. Firmas espectrales de diferentes coberturas. . . . .	19
3.2. Resolución espacial . . . . .	19
3.3. Resolución espectral igual a 3 para el sensor SPOT y 7 en el sensor Landsat. . . . .	20
3.4. Resolución radiométrica de 8 bits (0 a 255 niveles digitales). . . . .	20
3.5. Resolución temporal de 16 días. . . . .	21
3.6. Combinación de bandas espectrales a través de los canales RGB. . . . .	23
3.7. Localización de puntos comunes y puntos de referencia. . . . .	27
3.8. Interpolación espacial con polinomios de primer y segundo orden. . . . .	28
3.9. Error RMS. . . . .	28
3.10. Interpolación Vecino más Cercano. . . . .	30
3.11. Interpolación Bilineal. . . . .	31
3.12. Convolución cúbica. . . . .	32
3.13. Fallos del sensor en la captura de la imagen. . . . .	32
3.14. Proceso de corrección del bandeo. . . . .	34
3.15. Proceso del filtro de mediana. . . . .	38
4.1. Ejemplo WRS-2 Path/Row . . . . .	42
4.2. Imagen VCF . . . . .	43
4.3. Mapa Global de Carbono - Paraguay . . . . .	44
4.4. Paraguay Forest Change Product . . . . .	45
4.5. Diagrama de flujo. Metodología propuesta . . . . .	47
4.6. Levantamiento de puntos de control. . . . .	48
4.7. Diagrama de flujo. Detección de Cambio. . . . .	50
4.8. Normalización Radiométrica. . . . .	51
4.9. Umbrales y valores cualitativas asignadas en cada categoría. . . . .	53
4.10. Mascaras de cambio, iteración de la normalización radiométrica. . . . .	54
4.11. Diagrama de flujo. Discriminación Forestal. . . . .	55
4.12. Umbral NDVI. $U=0,78076712$ para $n=1$ . . . . .	56
4.13. Diagrama de flujo. Mascara Pérdida Forestal. . . . .	57
4.14. Presentación del resultado. Mascara de perdida Vegetal y cuantificación. .	59
5.1. Mascara VCF de 0-30 % sobre NDVI año 2000 . . . . .	64
5.2. Puntos aleatorios dentro de la mascara VCF. . . . .	65
5.3. Puntos aleatorios. . . . .	67

5.4. Regresión Lineal. $X = NDVI, Y = TonC/ha$ . . . . .	68
5.5. Regresión cuadrática. $X = NDVI, Y = TonC/ha$ . . . . .	68
5.6. Sectores de estudio. . . . .	70
5.7. Complemento Quantum GIS. . . . .	71
5.8. Área Urbana. . . . .	72
5.9. Área Rural. . . . .	72
5.10. Área Húmeda. . . . .	73
5.11. Re-clasificación de la imagen PFCP. Perdida = 2, Otros=1 . . . . .	74
5.12. Coeficiente Kappa por cada Área y tolerancia. . . . .	76
5.13. GA por cada Área y tolerancia. . . . .	76

# Índice de tablas

2.1. Problemática que afrontan los países del gran chaco americano . . . . .	12
4.1. My caption . . . . .	41
4.2. Resoluciones de los satélites Landsat . . . . .	41
4.3. Representación del valor digital en la imagen VCF . . . . .	43
4.4. Representación del valor digital en la imagen PFCP. . . . .	45
4.5. Rangos del coeficiente de determinación. . . . .	58
5.1. Matriz de Confusión . . . . .	62
5.2. Valoración del coeficiente kappa[LK77]. . . . .	63
5.3. Media y desviación del muestreo realizado. . . . .	66
5.4. Polígono de las áreas. Sistema de coordenadas UTM Zona 20 K. . . . .	70
5.5. RMSE obtenido del meta-dato de cada imagen obtenida. . . . .	71
5.6. Coeficiente Kappa y precisión Global obtenidos. . . . .	75

# Abreviaciones

<b>GEI</b>	<i>Gases de Efecto Invernadero.</i>
<b>CO2</b>	<i>Dióxido de carbono.</i>
<b>C</b>	<i>Carbono.</i>
<b>SIG</b>	<i>Sistemas de Información Geográficas.</i>
<b>REDD+</b>	<i>Reducción de GEI por la Deforestación y Degrado de bosques.</i>
<b>RMSE</b>	<i>Error cuadrático medio.</i>
<b>ParLu</b>	<i>Paraguay Land Use.</i>
<b>WWF</b>	<i>World Wildlife Fund.</i>
<b>ENPAB</b>	<i>Estrategia nacional y plan de acción para la conservación de la Biodiversidad.</i>
<b>VD</b>	<i>Valor Digital.</i>
<b>FMAM</b>	<i>Fondo para el Medio Ambiente Mundial.</i>
<b>PDD</b>	<i>Programa de Pequeñas Donaciones.</i>
<b>LiDAR</b>	<i>Detección área de luz y medidas de rango.</i>
<b>NDVI</b>	<i>Índice de vegetación diferencial normalizada.</i>
<b>UTM</b>	<i>Universal Transverse Mercator.</i>
<b>RMS</b>	<i>Root Mean Squared Error.</i>
<b>NASA</b>	<i>National Aeronautics and Space Administration.</i>
<b>MSS</b>	<i>Multi-spectral Scanner.</i>
<b>TM</b>	<i>Thematic Mapper.</i>
<b>ETM+</b>	<i>Enhanced Thematic Mapper Plus.</i>
<b>OLI</b>	<i>Operational Land Imager.</i>
<b>TIRS</b>	<i>Thermal Infrared Sensor.</i>
<b>VCF</b>	<i>Vegetation Continuous Fields.</i>
<b>MODIS</b>	<i>MOderate-resolution Imaging Spectroradiometer.</i>
<b>PFCP</b>	<i>Paraguay Forest Change Product.</i>

<b>USGS</b>	<i>United States Geological Survey.</i>
<b>L1T</b>	<i>Level 1 Terrain Corrected.</i>
<b>GPL</b>	<i>General Public License.</i>
<b>GA</b>	<i>Global Acurrancy.</i>
<b>WRS-2</b>	<i>Landsat Worldwide Reference System-2.</i>
<b>PFCP</b>	<i>Forest Change Produc.</i>
<b>Km</b>	<i>Kilómetros.</i>
<b>Has</b>	<i>Hectáreas.</i>
<b>GCP</b>	<i>Global Control Points .</i>



# Capítulo 1

## Introducción

De entre los servicios ambientales que proporcionan los bosques, la captura de carbono será determinante para disminuir el calentamiento global y estabilizar el cambio climático producidos por el incremento en la atmósfera de los llamados Gases de Efecto Invernadero (GEI). El dióxido de carbono (CO<sub>2</sub>) es el gas mas abundante, contribuyendo con un 76 % al GEI [ÁJB<sup>+01</sup>] debido principalmente al cambio de paisajes de bosques tropicales maduros a paisajes agrícolas.

Los bosques tropicales en condiciones naturales contienen más carbono aéreo por unidad de superficie que cualquier otro tipo de cobertura terrestre. Por esto, cuando los bosques se convierten a otros usos del suelo, ocurre una gran liberación neta de carbono a la atmósfera. El cambio en el uso del suelo y la silvicultura son responsables del 15-20 % de las emisiones totales de gases de efecto invernadero[Oje13].

El **ciclo de carbono** son las transformaciones químicas de compuestos que contienen carbono en los intercambios entre biosfera, atmósfera, hidrosfera y litosfera. La fotosíntesis de las plantas constituye un proceso fundamental en el ciclo ya que permite separar el CO<sub>2</sub> en oxígeno que consumimos y carbono (C) en materia orgánica, actuando en forma de almacenes de C como biomasa en función a la composición florística, la edad y la densidad de cada estrato por comunidad vegetal por periodos prolongados [AMVMEB<sup>+03</sup>].

De manera general el término biomasa se refiere a toda la materia orgánica que proviene de árboles, plantas y desechos de animales que pueden ser convertidos en energía. En

nuestro caso utilizaremos la definición de biomasa forestal como la cantidad total de materia orgánica aérea presente en los árboles incluyendo hojas, ramas, tronco principal y corteza[[GS03](#)].

La teledetección o percepción remota sin estar en un contacto físico directo, nos permite adquirir imágenes de la superficie terrestre[[LK94](#)] empleando el uso de informaciones provenientes de sensores instalados en plataformas espaciales, complementados con sistemas de información geográficas (SIG) para un análisis mas continuo y dinámico. Estos sensores remotos captan la energía reflejada o radiada por la superficie, ya sea emitida por el sol (sensores pasivos) o por el mismo sensor (sensores activos), para ser transformadas a valores digitales (VD) como imágenes satelitales, de manera secuencial para cada espacio de la tierra, a intervalos regulares de tiempo.

Las coberturas vegetales poseen un comportamiento característico en su radiación, permitiendo a través de la imágenes proveídos por los sensores remotos calcular índices que varían dentro de margenes conocidos indicando el vigor de la vegetación o la densidad de la biomasa forestal. A esto, junto con la comparación multitemporal sera posible identificar la evolución de coberturas vegetales en periodos de tiempos obteniendo resultados cualitativos y/o cuantitativos en espacio y tiempo[[MG13](#)].

Existen muchos métodos para la detección de cambios de vegetación pero en su mayoría requieren una supervisión y un trabajo de campo como también la utilización de complejos sistemas de información geográfica bajo licencia que elevan el costo de los estudios. Se propone diseñar e implementar una metodología automática que permita estimar la perdida de carbono a través de la biomasa, empleando procesamiento digital de imágenes satelitales, disponibles de forma libre, dinámicos y no complejos.

Dentro de todo esto, la falta de información nos lleva a varios cuestionamientos referente a como estamos manejando nuestro medio ambiente y que efectos acarreara esos usos, por lo que el empleo de la teledetección y las imágenes satelitales multitemporales nos permitirán realizar un análisis a lo largo del tiempo de los cambios que el ambiente está experimentando, mas aun en zonas como el Chaco Paraguayo donde la información ambiental es escasa, debido a los altos costos y dificultades en el acceso al realizar controles en el terreno.

## 1.1. Justificación y Motivación

REDD+ es una iniciativa que tiene como objetivo reducir la pérdida de bosques, las actividades REDD+ evitan pérdidas como emisiones de gases de efecto invernadero (conservación, no deforestación, no degradación), mantienen el depósito o stock de carbono (conservación, gestión sostenible), o incrementan el depósito por su efecto de retención o sumidero de carbono (conservación, restauración, gestión sostenible)[[Oje13](#)].

El Paraguay se ha embarcado en el proceso de preparación para Reducir la Deforestación y Degradación forestal (REDD+) a fin de disminuir las emisiones de CO<sub>2</sub>, conservar los bosques y su biodiversidad, por tanto se busca elaborar una estrategia nacional, con políticas socios ambientales y económicos viables, así como el desarrollo de capacidades.

Así para medir los beneficios de carbono de un proyecto REDD+, es necesario calcular la cantidad de carbono almacenado en el bosque en cuestión y luego predecir la cantidad de carbono que se podría conservar si se detiene o reduce la deforestación y la degradación forestal[[Nel](#)].

La mayoría de las investigaciones para estimar y mapear la biomasa en bosques se centran en las técnicas de Sensores Remotos; debido a las grandes extensiones de las áreas de estudio, la dificultad de acceder a las mismas, el alto costo del establecimiento de las parcelas de inventario y su limitada utilidad debido a la variabilidad natural espacial de la biomasa forestal. Por ello la necesidad de crear metodologías que ayuden al monitoreo de forma dinámica y barata nos lleva al desarrollo de herramientas libres que permitan estimar focos de alerta para la toma de acciones y controles más rigurosos a tiempo.

## 1.2. Antecedentes

Sassan Saatchi[[SHB<sup>+</sup>11](#)] el proyecto del Mapa global de carbono desarrollado por 15 científicos de varios continentes pertenecientes al Instituto del Medio ambiente de la Universidad de California, Los Ángeles en el año 2011, abarca más de 2.5 millones de hectáreas de bosques en tres continentes, abarcando todos los bosques tropicales, dónde

ha trazado el stock total de carbono en la biomasa viva (por debajo y por encima), utilizando una combinación de datos de 4079 en parcelas de inventario in situ y de detección de luz vía satélite y LIDAR (Light Detection and Ranging o Laser Imaging Detection and Ranging) que van generando muestras de las estructuras de bosques de manera a estimar el almacenamiento de carbono, además de imágenes ópticas y de microondas para extrapolar toda la superficie terrestre..

Existen trabajos realizados por estudiantes de la Facultad de Ciencias Agrarias - UNA como proyecto de grado en zonas específicas como la reserva de la biosfera del Chaco, Parque Nacional San Rafael [Oje13] y el Parque Nacional Defensores del chaco[Dur14], todos ellos en la región Occidental del Paraguay. Implementan una metodología base hecha en el marco denominado *Desarrollo del estudio de linea de base para el sitio piloto Bosque atlántico de Alto Paraná. (BAAPA)*[Par] realizado por el Paraguay Land Use (ParLu), el cual es una iniciativa de World Wildlife Fund (WWF) Paraguay y WWF Alemania que apoya las iniciativas REDD+ en Paraguay, generando mapas de stock de carbono y los correspondientes mapas de cobertura y De-forestación 2000–2005 y 2005–2011 a partir de muestreos de parcelas in situ y clasificaciones supervisadas con la ayuda de aplicaciones con licencias pagas, todo esto conjuntamente con la Carrera de Ingeniería Forestal de la Facultad de Ciencias Agrarias perteneciente a la Universidad Nacional de Asunción .

Un estudio realizado por el Instituto para estudios avanzados de Computación de la Universidad de Maryland denominado Forest Cover Change in Paraguay, nos muestra el cambio de vegetación estimado en todo el país utilizando un método iterativo de etiquetado de cambio por clusterización supervisada. El trabajo detecta cambios de los años 1992 al 2000, donde aparte de proveer un etiquetado de cambios de vegetación fue realizada con imágenes de acceso libre. Las validaciones fueron hechas con varias imágenes satelitales de alta precisión, no libres, arrojando una precisión global para todas las escenas, mayor al 90 % en cambio/no cambio de áreas forestales/no forestales[HKS<sup>+</sup>09].

### 1.3. Planteamiento del problema

Paraguay es un país que basa su economía en la agricultura y la ganadería extensiva, actividades que han afectado al recurso forestal dando como resultado extensas áreas deforestadas y degradadas.

En el informe realizado por la ENPAB [BdFM03] se menciona que existe una fuerte presión política y social, proveniente de diversos grupos que buscan transformar las tierras del Chaco paraguayo en unidades económicas de producción, cuyo enfoque gira en torno al crecimiento económico antes que al desarrollo sostenible. En muchas zonas del chaco paraguayo, el modelo de desarrollo y uso de la tierra ha producido grandes extensiones de tierras altamente degradadas, arenales, desertificación y salinización.

A pesar que existen leyes de protección para evitar la deforestación y valorar los bosques como la ley de Deforestación Cero en la Región Oriental del Paraguay promulgada en el año 2004, y que será extendida hasta el 2018, la ley de servicios ambientales 3001/06, entre otros instrumentos, los mismos necesitan apoyo para su monitoreo y aplicación efectiva, debido a que los costos en tiempo y recursos son elevados.

Con el objetivo de implementar Políticas de mitigación del Cambio Climático relativas a reducir las emisiones provenientes de la degradación y la de-forestación (REDD+), los países en desarrollo deben contar con estimaciones robustas sólidas en cuanto a las reservas de carbono forestal[Par].

### 1.4. Objetivos

Atendiendo a la necesidad de metodologías alternativas para el monitoreo de perdida de carbono en el campo ambiental, los objetivos delineados son los siguientes.

#### 1.4.1. Objetivos Generales

- Desarrollar una metodología automática de análisis de imágenes satelitales multi-temporales para la generación de indicadores respecto a la perdida del contenido

de carbono en zonas del Chaco Paraguayo.

#### **1.4.2. Objetivos Específicos**

Para el logro de los objetivos generales los siguientes objetivos específicos son propuestos:

- Realizar detecciones de cambio automatizada dentro del área de estudio a través de la Teledetección y un SIG.
- Desarrollar normalizaciones para la comparación multi-temporal
- Determinar la relación entre la biomasa y el carbono a través de muestreos.

### **1.5. Organización de la Tesis**

La distribución de capítulos del presente trabajo final de grado se encuentra organizado en 6 capítulos.

- En el capítulo 2 se describirán los conceptos generales relacionados al cambio climático y perdida de carbono.
- En el capítulo 3 se pretende dar un marco teórico acerca del procesamiento digital de imágenes satelitales.
- En el capítulo 4 se detalla los algoritmos y procedimientos empleados en la metodología de estimación de perdida de carbono.
- En el capítulo 5 se presenta las métricas para medir la calidad de los resultados. También se evaluá los resultados en base a las métricas previstas.
- En el capítulo 6 se presentan las conclusiones finales tras los experimentos y análisis de resultados del proyecto, concluyendo con propuestas de trabajos futuros para dar continuidad al trabajo final de grado.



## Capítulo 2

# Cambio Climático

Es definido como cualquier cambio del clima a lo largo del tiempo, ya sea por variabilidad natural o como resultado de las actividades humanas que altera la composición de la atmósfera y que se suma a la variabilidad climática natural observada en períodos de tiempos comparables [Rob02].

La tierra está cubierta por una capa de gases que deja penetrar energía solar que calienta la superficie terrestre. Algunos de los gases en la atmósfera, llamados los gases de Efecto Invernadero (GEI), impiden el escape de este calor hacia el espacio. Este es un escape que mantiene a la tierra a una temperatura promedio arriba del punto de congelación del agua y permite la vida. Sin embargo, las actividades humanas están produciendo un exceso de gases que están potencialmente calentando el clima de la tierra [Dur14].

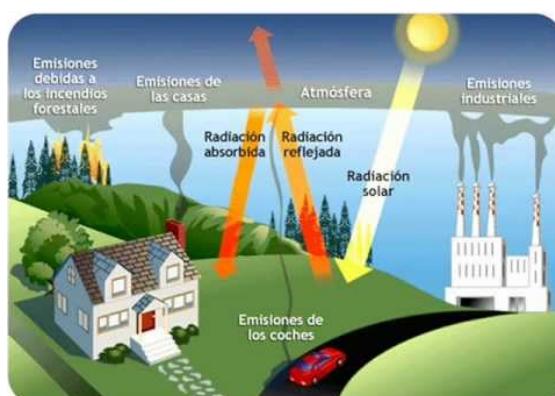


FIGURA 2.1: Calentamiento Global.

## 2.1. Ciclo de carbono

Mediante la fotosíntesis, las plantas absorben el dióxido de carbono existente en el aire o el agua, y lo acumulan en los tejidos vegetales en forma de materia orgánica. Posteriormente, los animales herbívoros se alimentan de estos vegetales, de los que obtienen energía, para transferir esa energía a los demás niveles (carnívoros que se alimentan de los herbívoros). Esa energía sigue varios caminos: por un lado es devuelto a la atmósfera como dióxido de carbono mediante la respiración; por otro lado se deriva hacia el medio acuático, donde puede quedar como sedimentos orgánicos, o combinarse con las aguas para producir carbonatos y bicarbonatos (suponen el 71 % de los recursos de carbono de la Tierra). En su acumulación en las zonas húmedas genera turba, resultado de una descomposición incompleta, lo que da lugar a la formación de depósitos de combustibles fósiles como petróleo, carbón y gas natural.

El ciclo del carbono queda completado gracias a los organismos descomponedores, los cuales llevan a cabo el proceso de mineralizar y descomponer los restos orgánicos, cadáveres, excrementos, etc. Además de la actividad que llevan a cabo los reino vegetal y animal en el ciclo del carbono, también entra dentro de éste el carbono liberado mediante la putrefacción y la combustión[nat15]

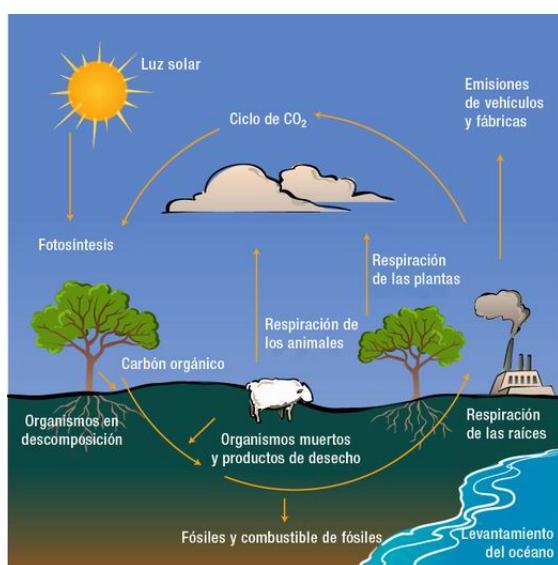


FIGURA 2.2: Ciclo de carbono.

### **2.1.1. Secuestro de carbono**

El CO<sub>2</sub> y otros gases invernaderos actúan atrapando la energía calórica (radiación solar de onda corta) reflejada de la superficie de la tierra y las nubes. Este calor retenido puede conducir al calentamiento global en el planeta. A través del secuestro de carbono, los niveles del dióxido de carbono atmosférico pueden reducirse en la misma medida que los niveles de carbono orgánico del suelo aumentan. Si el carbono orgánico del suelo no es alterado, puede permanecer en el suelo por muchos años como materia orgánica estable. Este carbono es entonces secuestrado o removido de la atmósfera para ser reciclado. De esta forma se pueden reducir los niveles de CO<sub>2</sub>, disminuyendo las probabilidades de calentamiento global[eeS].

### **2.1.2. Pérdida de Carbono**

Nos referimos a pérdida de carbono a aquella porción que no pudo ser almacenada o capturada en el intercambio normal que ocurre entre la superficie terrestre y la atmósfera en el ciclo de carbono, contribuyendo al calentamiento global mediante la emisión de dióxido de carbono que compone el grupo de gases de efectos invernaderos.

### **2.1.3. Secuestro de carbono en Paraguay**

Según el Fondo para el Medio Ambiente Mundial (FMAM) y el Programa de Pequeñas Donaciones (PDD), en nuestro país, el uso de hidrocarburos para generar energía eléctrica, el uso de biomasa como fuente de energía, las emisiones industriales, la deforestación, los incendios forestal, la actividad pecuaria, el manejo y disposición de residuos y la actividad del transporte son los que presentan mayores emisiones de carbono, en consecuencia influyendo al cambio climático[Piz10].

### **2.1.4. Gran Chaco Americano**

En el territorio del Gran Chaco Americano, se detecta una tendencia de importante aumento de las tasas de deforestación diaria por encima de las 1.400 hectáreas, siendo el promedio del período 15 de junio al 10 de julio de 2.011, de 1.042 hectáreas por día, y del período 10 de julio al 13 de agosto de 2.011 de 1.408 hectáreas por día en toda la

región, dando un total de 47.856 hectáreas de áreas boscosas que registraron cambio a uso agropecuario, en 34 días. Entre los países que componen el Gran Chaco Americano, Paraguay registró el mayor porcentaje de la deforestación (86 %), seguido por Argentina (13 %) y Bolivia (1 %). En Brasil, no se detectaron caso de deforestación para la región. En el caso específico de Paraguay, la tasa de deforestación diaria ha aumentado, pasando de 998 hectáreas por día a 1.210 hectáreas por día [fao03], perdiéndose por consiguiente en gran medida sumideros de carbono, lo cual va aportando al desequilibrio del ciclo.

TABLA 2.1: Problemática que afrontan los países del gran chaco americano

<b>Argentina</b>	<b>Bolivia</b>	<b>Paraguay</b>
Deforestación de los bosques nativos.	Deforestación de los bosques nativos.	Deforestación de los bosques nativos.
Excesiva dependencia de la producción ganadera y explotación forestal.	Sobrepastoreo.	Sobrepastoreo.
Sobrepastoreo.	Incendios de bosques y pastizales.	Incendios de bosques y pastizales.
Incendios de bosques y pastizales.	Pérdida de biodiversidad.	Manejo no sustentable de los recursos hídricos.
Perdida de labiodiversidad.	Cambio climático.	Pérdida de biodiversidad.
Cambio climático.		Cambio climático.

## 2.2. Biomasa

Es aquel material orgánico biodegradable y no fosilizado originado de plantas, animales y microorganismos; incluye productos, subproductos, residuos y desechos de la agricultura, forestería e industrias afines, así como las fracciones orgánicas y no fosilizadas de los desechos industriales y municipales. La biomasa también incluye los gases y líquidos recuperados de la descomposición de materiales orgánicos biodegradables y no fosilizados [SH08]. La biomasa es considerada como la masa total de organismos vivos en una zona o volumen determinado; a menudo se incluyen los restos de plantas que han muerto recientemente (biomasa muerta). La cantidad de biomasa se expresa mediante su peso en seco o su contenido de energía de carbono o de nitrógeno [GMKM<sup>+87</sup>].

### 2.2.1. Biomasa Forestal

La biomasa forestal se define como el peso (o estimación equivalente) de materia orgánica que se encuentra en un determinado ecosistema forestal por encima y por debajo del suelo. Normalmente es cuantificada en toneladas por hectárea de peso verde o seco. Es frecuente separada en componentes, donde los más típicos corresponden a la masa del fuste, ramas, hojas, corteza, raíces, hojarasca y madera muerta[SGG00]. En términos de pérdida y secuestro, representa la cantidad potencial de C que puede ser liberada a la atmósfera debida a la deforestación o la conservada en superficies terrestres cuando los bosques son correctamente gestionados[LB05].

## 2.3. Medición de balances de carbono

La dinámica del balance de carbono en un ecosistema forestal es muy compleja de medir, ya que es necesario determinar la captura de carbono por crecimiento de biomasa en los árboles y otros componentes en la vegetación como las pérdidas ocasionadas por disturbios, sean naturales o por actividades humanas; descomposición de madera muerta; y la transferencia entre los compartimentos vivos, muertos y el suelo[A<sup>+</sup>08]. Existen metodologías que permiten medir y monitorear cambios en reservorios promedios de carbono por unidad de área,

- **Inventarios forestales:** se establecen relaciones alométricas con mediciones de terreno en función al diámetro o volumen de árboles con las reservas de carbono forestal. La desventaja que presenta es su lentitud al realizar en áreas grandes y costo elevado que presenta[AKB<sup>+</sup>05]. Definiendo alometría como los cambios de dimensión relativa de las partes corporales correlacionados con los cambios en el tamaño total.
- **Sensores remotos:** según Tsuyuki[Tsu12] existen diferentes tipos de sensores que permite monitorear cambios en reservorios de carbono vegetal con mayor dinamismo y a gran escala:
  - **Sensores remotos ópticos (pasivos):** capturan luz solar o artificial reflejada desde el objeto, detectando la intensidad de luz visible e infrarroja en una o mas longitudes de ondas.

- **Sensores remotos activos:** este sensor se encuentra montado en un satélite, el cual emite pulsos de microondas oblicuamente detectando y registrando la intensidad, fase y tiempo de los impulsos reflejados desde la superficie terrestre.
- **Sensores remotos láser como LiDAR (detección área de luz y medidas de rango):** mide la distancia entre el sensor y el objeto usando el tiempo que tarda el pulso en viajar y la intensidad del pulso reflejado del objeto.

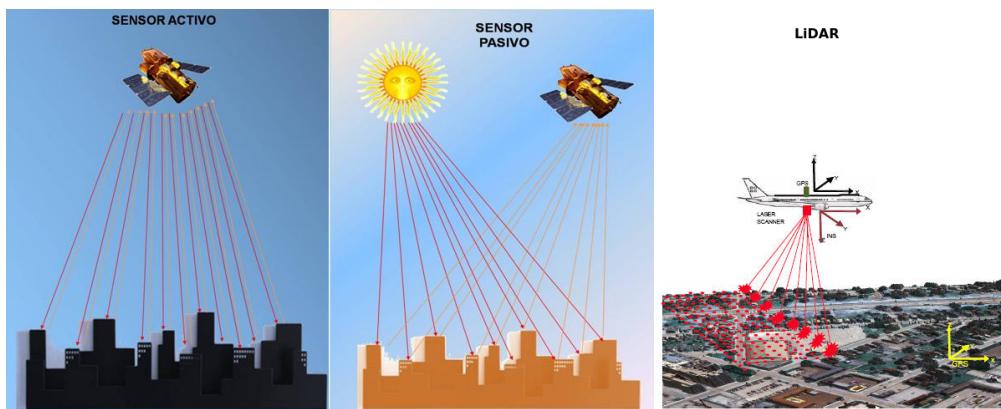


FIGURA 2.3: Tipos de sensores.

## 2.4. Teledetección en el medio ambiente

El término teledetección esta definida como la ciencia y arte de obtener información referente a la superficie terrestre sin entrar en contacto con ella. Esto se realiza detectando y grabando la energía emitida o reflejada para su procesamiento, análisis y aplicación de esa información[[Sal02](#)].

En los últimos años se han desarrollado bastantes aplicaciones en casi todas las áreas que involucra la tierra, debido a las grandes posibilidades y ventajas que presenta con la localización de espacios geográficos, observación de fenómenos temporales e integración de resultados a los sistemas de información geográfica, reduciendo los costos en dinero y tiempo empleados en estudios sobre el terreno[[BLMP06](#)]. Su aplicación en los recursos naturales se fundamenta en que los elementos del mismo, tienen un respuesta espectral propia a los sensores remotos, por ello la teledetección espacial es empleada como complemento y no como sustituto a estudios ambientales ya que posibilitan realizarlos a escalas

espaciales y temporales distintas a las que se acceden desde experimentos controlados, lo cuales son también necesarios e imprescindibles pero a veces insuficientes[PO11].



## **Capítulo 3**

# **Procesamiento de imágenes satelitales**

La teledetección presenta un principio base similar al de la visión, permitiendo mediante una fuente de energía, un objetivo o escena y un sensor, generar imágenes digitales que posibilitan resaltar aquellos elementos difíciles de percibir o ser distinguidos directamente a través de una imagen normal. A todo esto sumándole el comportamiento característico que poseen los recursos naturales a sensores espaciales, nos posibilita el empleo amplio de técnicas de procesamiento de imágenes provechosas para el logro de los objetivos en la investigación. Este capítulo consiste en brindar conceptos específicos utilizados por la metodología, posibilitando comprender la influencia de cada factor en el empleo de imágenes satelitales para la estimación de pérdida del contenido de carbono forestal.

### **3.1. Sensores Remotos**

Los sensores remotos nos permiten obtener información de la superficie terrestre, soportados en diferentes plataformas (terrestre, área y satelital), mediante la captura de energías reflejadas o radiadas proveniente del sol (sensores pasivos) o del mismo sensor (sensores activos) para luego ser transformadas en productos con diversos y diferentes especificaciones, siendo fotografías áreas e imágenes de satélites los más conocidos.

### 3.1.1. El espectro electromagnético

A pesar de que las longitudes de ondas son continuas, se establece un serie de bandas donde las radiaciones manifiestan un comportamiento similar organizando las de este modo, en un espectro electromagnético[Ali10]. Las bandas más empleadas son las siguientes[Sal02]:

- **Espectro visible:** (400 nm a 700 nm) 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 se distinguen tres bandas fundamentales: Azul (400 nm a 500 nm), verde (500 nm a 600 nm) y rojo (600 nm a 700 nm).
- **Infrarrojo próximo:** (700 nm a 1300 nm) se utiliza para discriminar masas vegetales y concentraciones de humedad.
- **Infrarrojo medio:** (1,3 um a 8 um) en esta franja se entremezclan los procesos de reflexión de la luz solar y de emisión de la superficie terrestre. Se utiliza para estimar contenido de humedad en la vegetación y los focos de alta temperatura.
- **Infrarrojo lejano o térmico:** (8 um a 14 um) se detecta el calor de la mayoría de las cubiertas terrestres.
- **Microondas:** (a partir de 1 um) de gran interés por ser un tipo de energía transparente a la cubierta nubosa.

### 3.1.2. Firmas espectrales

Las firmas espectrales consisten en la representación de energía reflejada con relación a las longitudes de ondas, consideradas sin el efecto atmosférico y medida en condiciones ideales del ángulo incidente. Ayudan a identificar los objetos en la superficie terrestre debido a que cada uno presenta una respuestapectral única[SRHS04].

En la siguiente figura se observa como cada objeto difiere de los demás en sus firmas espectrales:

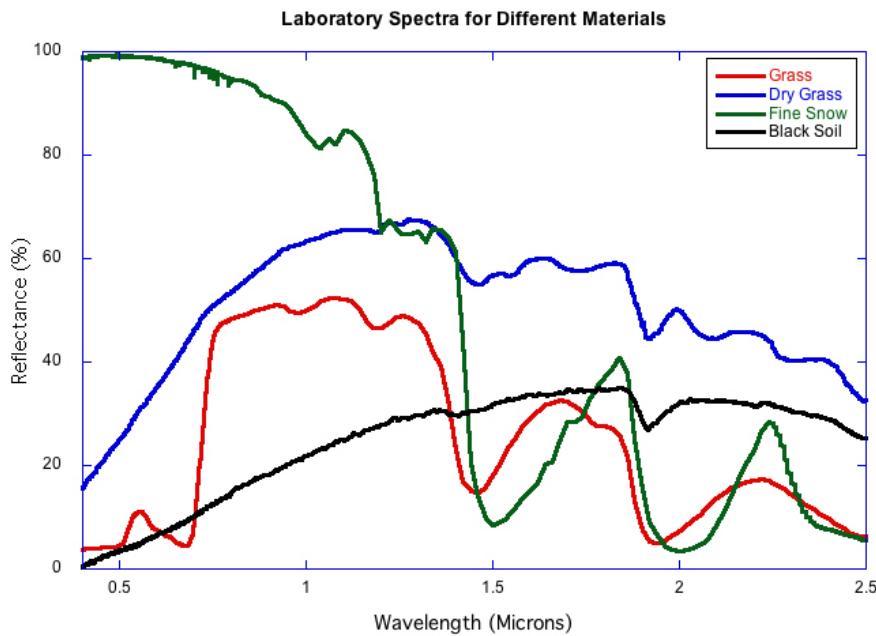


FIGURA 3.1: Firmas espectrales de diferentes coberturas.

### 3.1.3. Resoluciones de un sensor

Se define a la resolución de un sensor como el menor cambio en la magnitud de entrada que puede ser apreciada en la magnitud de salida. El concepto de resolución implica al menos cuatro manifestaciones [Oje13]:

- **Resolución espacial:** Es el tamaño que representa en el terreno una unidad de pixel de la imagen. Tiene mucha importancia en la interpretación pues marca el nivel de detalle que ofrece, cuanto menor sea el tamaño del pixel, menor será también la probabilidad de que corresponda a un compuesto de dos o más áreas fronterizas.

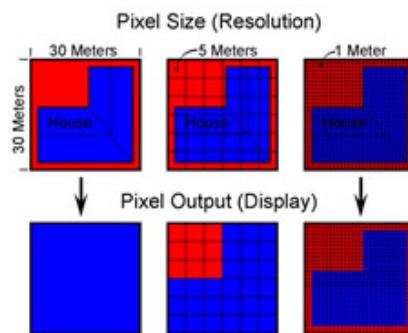


FIGURA 3.2: Resolución espacial.

- **Resolución espectral:** Indica el número y anchura de las bandas espectrales que puede discriminar el sensor. Un sensor será tanto más idóneo cuanto mayor número de bandas proporcione, ya que facilita la caracterización espectral de las distintas cubiertas.

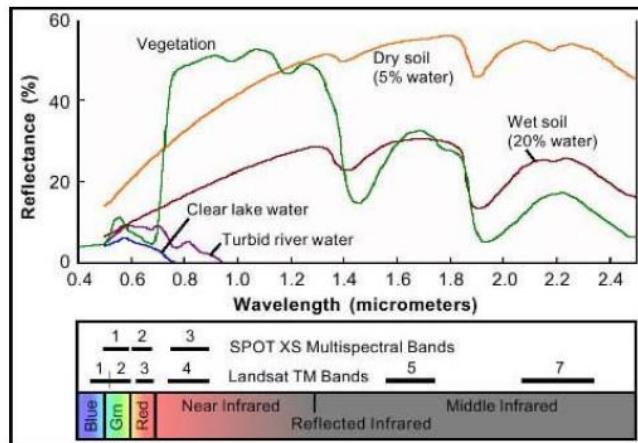


FIGURA 3.3: Resolución espectral igual a 3 para el sensor SPOT y 7 en el sensor Landsat.

- **Resolución radiométrica:** Es la sensibilidad del sensor para detectar variaciones en la cantidad de energíapectral recibida. La sensibilidad se expresa en bits e indica el número de los distintos niveles radiométricos que puede detectar un sensor.

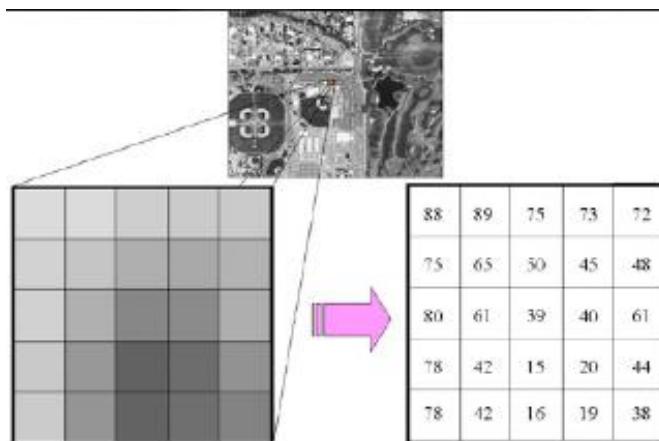


FIGURA 3.4: Resolución radiométrica de 8 bits (0 a 255 niveles digitales).

- **Resolución temporal:** Este tipo de resolución se refiere al intervalo de tiempo entre muestras sucesivas de la misma zona de la cobertura terrestre. El ciclo de cobertura está en función de las características orbitales de la plataforma, su

velocidad, el ancho de barrido del sensor y las características de construcción del sistema.

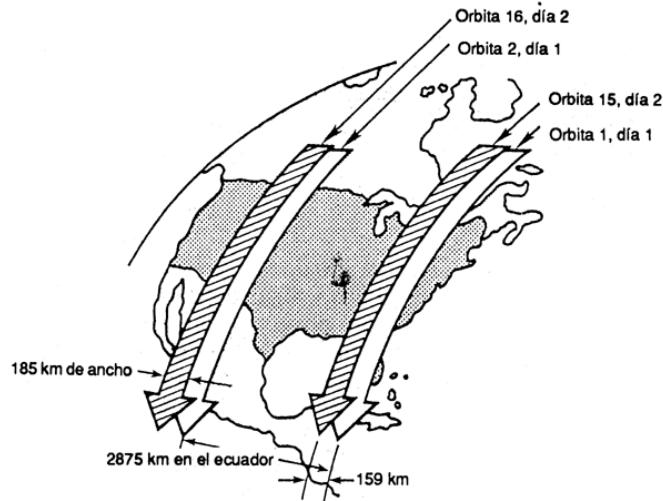


FIGURA 3.5: Resolución temporal de 16 días.

## 3.2. Imágenes satelitales

Una imagen satelital o imagen de satélite se puede definir como la representación visual de la información capturada por un sensor montado en un satélite artificial. Están organizados en un arreglo matricial bidimensional de elementos llamados píxeles, donde cada píxel representa un área de superficie sobre la tierra con un valor de intensidad y una ubicación en la imagen, también son conocidas como imágenes ráster [AVKA03].

### 3.2.1. Tipo de imágenes satelitales

Las imágenes satelitales se dividen en dos tipos [Sal02]:

- **Pancromáticas:** se captan mediante un sensor digital que mide la reflectancia de energía en una amplia parte del espectro electromagnético. Para los sensores pancromáticos más modernos, esta única banda suele abarcar la parte visible e infrarrojo cercano del espectro. Los datos pancromáticos se representan por medio de imágenes en blanco y negro.
- **Multiespectrales:** se captan mediante un sensor digital que mide la reflectancia en muchas bandas. Por ejemplo, un conjunto de detectores puede medir energía

roja reflejada dentro de la parte visible del espectro mientras que otro conjunto mide la energía del infrarrojo cercano. Es posible incluso que dos series de detectores midan la energía en dos partes diferentes de la misma longitud de onda. Estos distintos valores de reflectancia se combinan para crear imágenes de color.

### 3.2.2. Histogramas

El histograma es una representación gráfica útil de la información contenida por las imágenes obtenidas a través de la percepción remota. Los analistas, a menudo despliegan el histograma ya que proporciona una apreciación de la calidad de los datos que presenta una imagen. Por ejemplo si el contraste es bajo o muy alto (histogramas estrechos y amplios); si son multimodales responden a distintos tipos de coberturas detectadas (agua, humedales, tipos de vegetación, etc.), si el histograma se encuentra desplazado hacia la izquierda, la imagen tendrá una tonalidad oscura y si esta desplazada hacia la derecha tendrá una tonalidad mas clara; entre otras interpretaciones.

### 3.2.3. Combinacion de bandas

Las imágenes satelitales suelen ser multiespectrales, es decir que son registradas simultáneamente en varias regiones del espectro electromagnético (Bandas). Estas imágenes pueden ser estudiadas individualmente en escalas de grises o en imágenes coloreadas obtenidas a partir de las primeras. Las imágenes coloreadas se generan según el modelo de color RGB ( Red, Green, Blue). Este hace referencia a la composición del color en términos de la intensidad de los colores primarios con los que se forma: el rojo, el verde y el azul. Es un modelo de color basado en la síntesis aditiva, es decir basado en la mezcla por adición de dichos primarios[[tel15](#)]. Mediante el estudio en cada banda, y la combinación de ellas, es posible resaltar variaciones de color, tonalidad, textura de las rocas, etc. A continuación se describe algunas combinaciones posibles con imágenes Landsat para la identificación visual de aspectos terrestres[[LKC14](#)]:

- **Bandas 3,2,1 (RGB):** Es una imagen de color natural. Refleja el área tal como la observa el ojo humano en una fotografía aérea a color.

- **Bandas 7,4,2 (RGB):** Permite discriminar los tipos de rocas. Ayuda en la interpretación estructural de los complejos intrusivos asociados a los patrones volcánico - tectónicos.
- **Bandas 5,4,2 (RGB):** Es una imagen que no refleja los patrones en colores naturales (falso color), por lo tanto las carreteras pueden ser rojas, el agua amarilla y la vegetación azul.
- **Bandas 7,3,1 (RGB):** Ayuda a diferenciar tipos de rocas, definir anomalías de color que generalmente son de color amarillo claro algo verdoso, la vegetación es verde oscuro a negro, los ríos son negros y con algunas coloraciones azules a celestes.

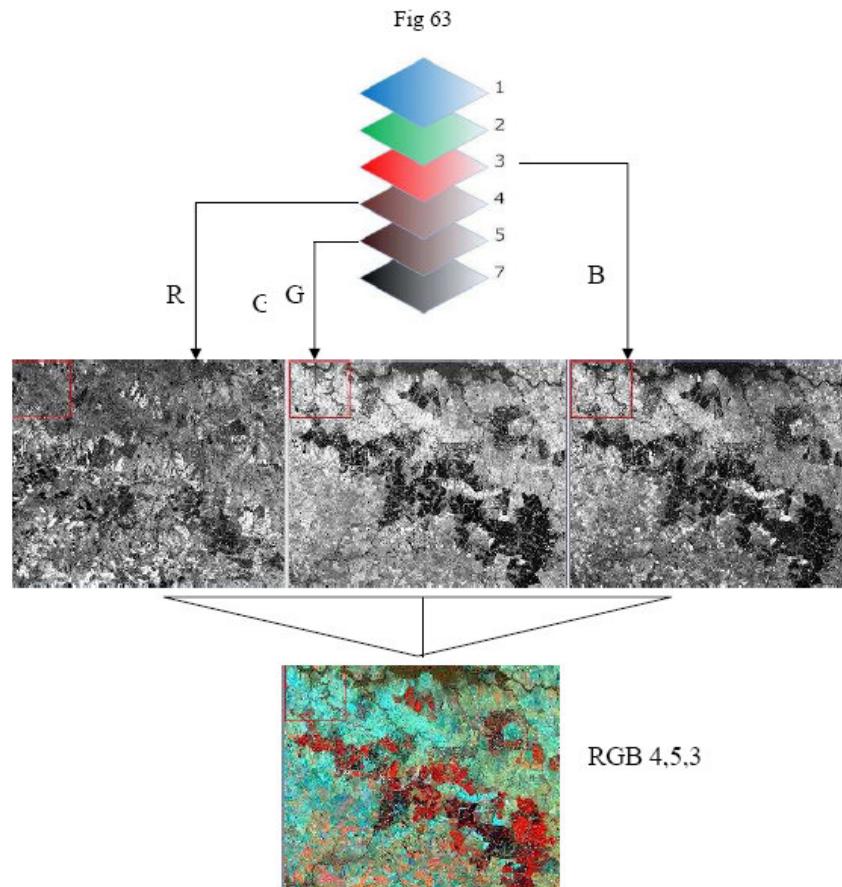


FIGURA 3.6: Combinación de bandas espectrales a través de los canales RGB.

### 3.3. 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, teniendo en cuenta el comportamiento radiométrico de la vegetación vigorosa para la elección de bandas[[SZ05](#)].

El estudio de las cubiertas vegetales mediante la teledetección se aborda tradicionalmente mediante la utilización de los denominados “índices de vegetación”, el índice de vegetación más utilizado es el NDVI (Índice de vegetación diferencial normalizada)[[SMIY00](#)].

#### 3.3.1. Índice de vegetación diferencial normalizada

Es un índice usado para estimar la cantidad, calidad y desarrollo de la vegetación, por medio de sensores remotos instalados comúnmente desde la plataforma espaciales, es decir mide las condiciones de vigor vegetal de la planta, principalmente su contenido en clorofila[[Sal02](#)]. El objetivo del NDVI es la reducción de múltiples bandas a una sola, condensando la información más importante, en este caso la vegetación.

Chuvieco[[Sal02](#)] menciona que la principal ventaja del NDVI es su fácil interpretación, ya que sus valores varían entre -1 y +1 permitiendo conocer el estado de vigor vegetal en grandes superficies, detectando fenómenos de amplio rango.

Se calcula extrayendo de las bandas correspondientes al rojo  $B_R$  e infrarrojo próximo  $B_{IRc}$  según la siguiente expresión:

$$NDVI = \frac{B_{IRc} - B_R}{B_{IRc} + B_R} \quad (3.1)$$

Las plantas muestran un fuerte pico de absorción causados por los pigmentos fotosintéticos en longitudes de onda cercanas a los 700 micrones, hecho que contrasta con una fuerte reflexión de las longitudes de onda del infrarrojo cercano. Por su parte, los suelos desnudos se caracterizan por un incremento suavemente monotónico de la reflectancia, a medida que aumenta la longitud de onda.

### 3.4. Análisis Multitemporal

Básicamente el análisis multitemporal consiste en el estudio de zonas determinadas mediante tomas hechas en diferentes tiempos, Chuvieco [Sal02] resalta que el factor temporal puede abordarse con un doble objetivo: por un lado reconstruir la variación estacional de la zona y por otra parte la detección de cambios, esta última se enfoca a detectar cambios entre dos o más fechas alejadas en el tiempo, estudia el dinamismo temporal de una determinada zona, como por ejemplo: el crecimiento urbano, transformaciones agrícolas, entre otras.

Sea uno u otro el enfoque aplicado al estudio multitemporal, resulta preciso abordar previamente una serie de tratamientos sobre las imágenes satelitales de cara a garantizar su comparabilidad, ya que existen factores, naturales o las del sensor, que influye desde la captura de información hasta su transformación final a niveles digitales que podrían afectar el análisis.

### 3.5. Correciones a las imágenes de satélites

Una imagen de satélite está sometida a una serie de interferencias que hacen que la información que quiere obtenerse aparezca perturbada por una serie de errores:

- Fallos en los sensores, generan pixeles incorrectos.
- Alteraciones en el movimiento del satélite y el mecanismo de captación e los sensores, generan distorsiones en la imagen global.
- Interferencia de la atmósfera, alteran de forma sistemática los valores de los pixeles.

#### 3.5.1. Corrección geométrica

Una imagen de satélite, al igual que las fotografías aéreas, no proporciona información georreferenciada; cada pixel se ubica en un sistema de coordenadas arbitrario de tipo fila-columna como los que manejan los programas de tratamiento digital de imágenes.

El proceso consiste en dar a cada pixel su localización en un sistema de coordenadas es-tandard (UTM, lambert, coordenadas geográficas) para poder, de este modo, combinar la imagen de satélite con otro tipo de capas en un entorno SIG. Mediante esto, se obtiene una nueva capa en la que cada columna corresponde con un valor de longitud y cada fila con un valor de latitud. En caso de que la imagen no hubiese sufrido ningún tipo de distorsión, el procedimiento sería bastante sencillo, sin embargo una imagen puede sufrir diversos tipos de distorsiones.

Es necesario localizar puntos comunes de la imagen con puntos de referencias, como tarea incial para la corrección geométrica, de manera a poder realizar una interpolación espacial y de los valores radiométricos[[Tro12](#)].

### **3.5.1.1. Interpolación espacial**

Consiste en la determinación de la relación geométrica entre las coordenadas del pi-xel de la imagen a corregir y las coordenadas correspondientes. Utilizando los puntos comunes localizados, se plantea una ecuación de transformación mediante la cual se ob-tiene la posición de los píxeles en la imagen de salida, ilustrada en la figura [3.7](#). Este proceso también es conocido como Georreferenciación. El método mas utilizado para la transformación es el de ecuaciones polinómicas.

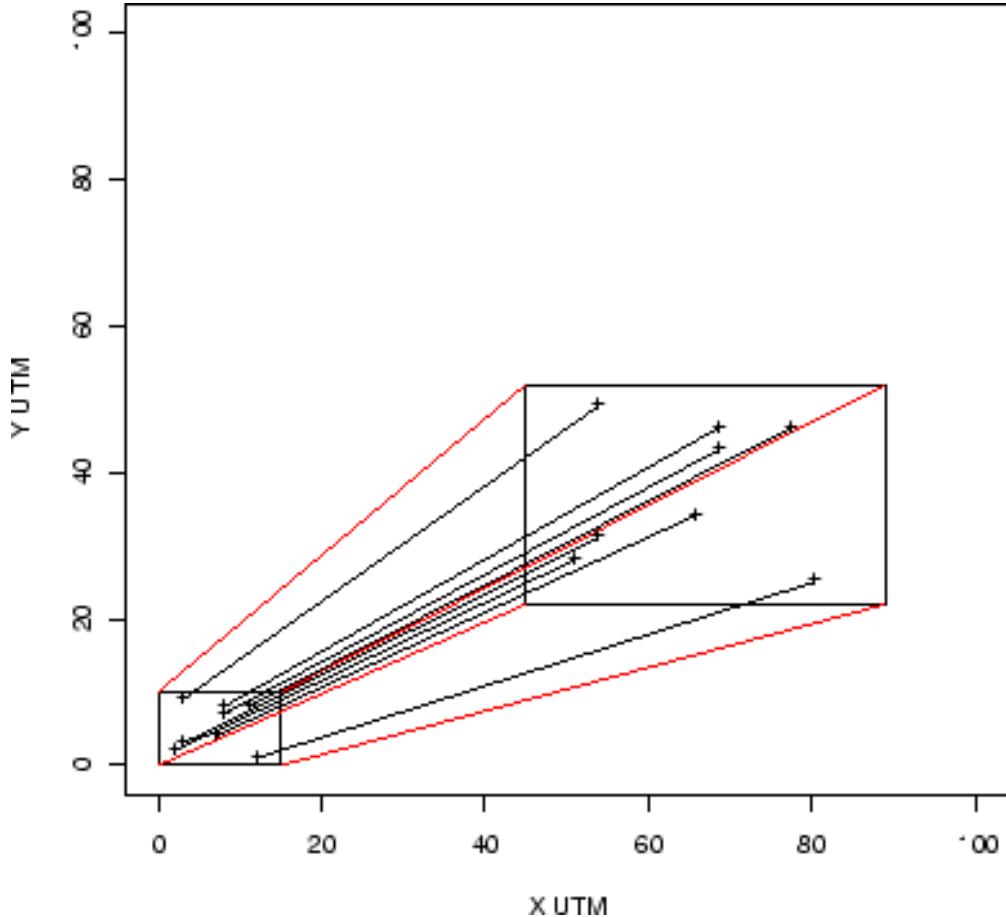


FIGURA 3.7: Localización de puntos comunes y puntos de referencia.

La transformación puede expresarse de la siguiente manera:

$$s = \sum_{j=0}^m \sum_{k=0}^{m-j} a_{ij} c^j l^k \quad (3.2)$$

Donde  $s$  indica la coordenada en la imagen corregida,  $c$  y  $l$  representan las coordenadas de la imagen de entrada. El superíndice  $m$  indica el grado del polinomio de ajuste y  $a_i$  los coeficientes de las coordenadas. Siendo la ecuación lineal las más simples:

$$x_i = a_0 + a_1 c_i + a_2 l_i \quad (3.3)$$

$$y_i = b_0 + b_1 c_i + b_2 l_i \quad (3.4)$$

En distorsiones moderadas o en un área reducida, se utilizan transformaciones de primer orden, pudiendo corregir efectos de translación en  $x$  e  $y$ , cambios de escala y rotación. En distorsiones más importantes o en áreas extensas, es necesario una transformación

de segundo orden. Este tipo de transformación agregan a diferencia del primer orden, correcciones a deformaciones locales.

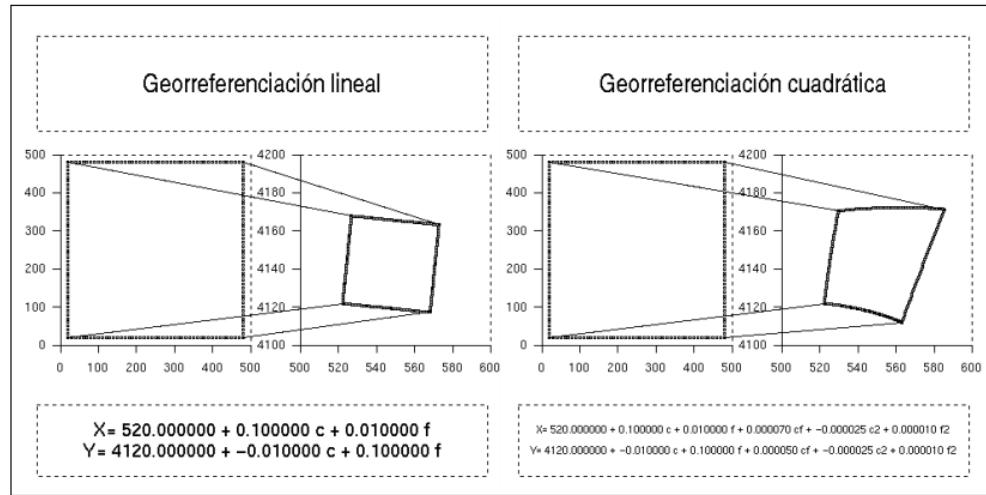


FIGURA 3.8: Interpolación espacial con polinomios de primer y segundo orden.

Para calcular la calidad en la interpolación espacial y los puntos de control seleccionados, se utiliza el error cuadrático medio (RMS), que consiste en la diferencia entre la coordenada re-transformada deseada para un punto de control y la coordenada real obtenida como salida.

$$RMS_{erro(i)} = \sqrt{(x'_i - x_i)^2 + (y'_i - y_i)^2} \quad (3.5)$$

Donde  $x_i$  e  $y_i$  son las coordenadas de entrada,  $x'_i$  e  $y'_i$ .

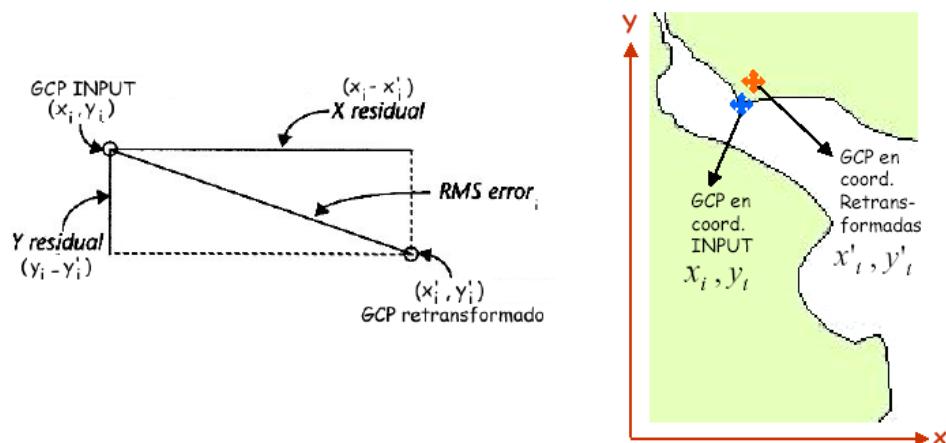


FIGURA 3.9: Error RMS.

### 3.5.1.2. Interpolación de los valores radiométricos

La Interpolación de los valores radiométricos es el traslado del nivel digital perteneciente a la imagen original, a la imagen corregida. Lo que se pretende es crear una imagen que se corresponda con estas coordenadas, por lo tanto, resulta necesario trasvasar de alguna forma, los niveles digital originales a su nueva posición. Pudiéndose ser abordada por tres métodos diferentes:

- **Vecino más próximo:** situá en cada celda de la imagen corregida el nivel digital (Nd) del pixel más cercano en la imagen original. Constituye la solución más rápida y la que supone menor transformación en los niveles digitales originales. Su principal inconveniente es que produce una distorsión en rasgos lineales en la imagen (fracturas, carreteras, caminos), que pueden aparecer en la corregida como lineales quebradas. Algebraicamente puede ser expresado:

$$f(m, n) = \begin{cases} f(x, y) & \text{si } \Delta x < 0,5 \text{ y } \Delta y < 0,5 \\ f(x + 1, y) & \text{si } \Delta x \geq 0,5 \text{ y } \Delta y < 0,5 \\ f(x, y + 1) & \text{si } \Delta x < 0,5 \text{ y } \Delta y \geq 0,5 \\ f(x + 1, y + 1) & \text{si } \Delta x \geq 0,5 \text{ y } \Delta y \geq 0,5 \end{cases} \quad (3.6)$$

$$\Delta x = m - x \quad (3.7)$$

$$\Delta y = n - y \quad (3.8)$$

Donde  $f(x, y)$  representa el nivel digital de la imagen original, con coordenadas  $x$  e  $y$ ;  $f(m, n)$  el nivel digital de la imagen corregida con coordenadas  $m$  y  $n$ . En la ilustración 3.10 se observa el procedimiento realizado.

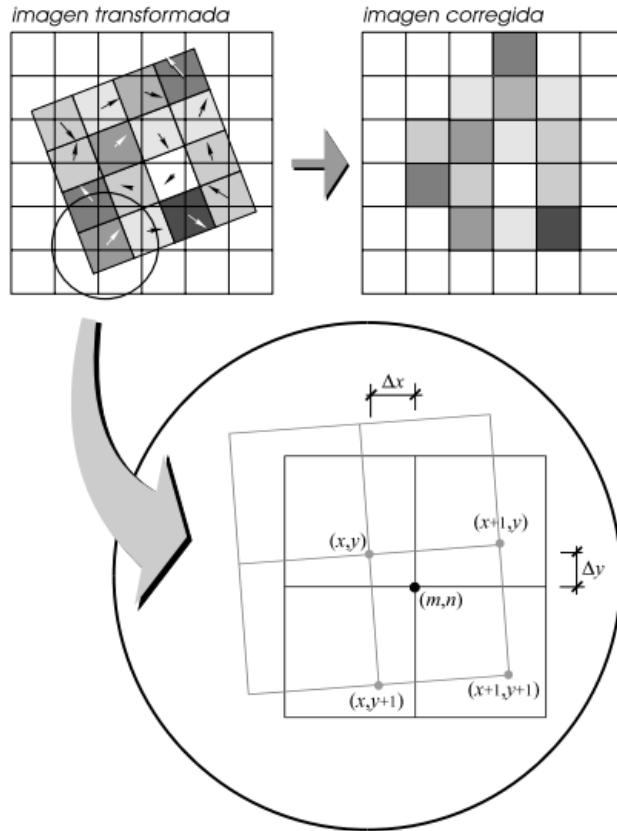


FIGURA 3.10: Interpolación Vecino más Cercano.

- **Interpolación bilineal:** promedia del nivel digital de los cuatro pixeles más cercanos en la imagen original. Este promedio se ponderan según la distancia del pixel original al corregido; tienen una mayor influencia aquellos pixeles más cercanos en la imagen inicial, pero tienden a difuminar un tanto los contrastes espaciales de la imagen original. Se representa con la siguiente expresión:

$$f(m, n) = c_1 f(x, y) + c_2 f(x + 1, y) + c_3 f(x, y + 1) + c_4 f(x + 1, y + 1) \quad (3.9)$$

Donde  $c_i$  es un peso asociado a cada valor digital, proporcional a la proximidad entre ellos  $(1 - \Delta x, 1 - \Delta y)$ , medida entre los centros de celdas 3.10.

$$\begin{cases} c_1 = (1 - \Delta x)(1 - \Delta y) \\ c_2 = \Delta x(1 - \Delta y) \\ c_3 = (1 - \Delta x)\Delta y \\ c_4 = \Delta x\Delta y \end{cases} \quad (3.10)$$

La siguiente ilustración 3.11 nos presenta gráficamente el muestreo bilineal.

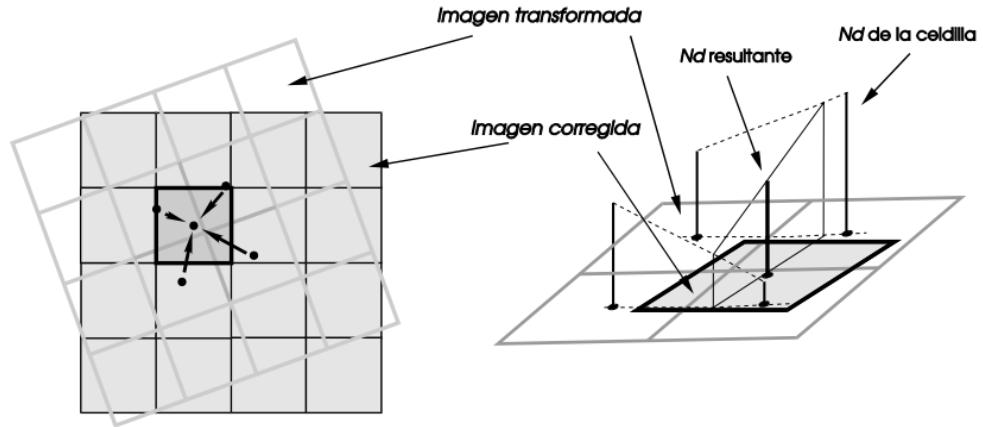


FIGURA 3.11: Interpolación Bilineal.

- **Convolución cúbica:** es similar a la interpolación bilineal pero considera niveles digitales de los 16 pixeles más próximos. El efecto visual es más correcto, pero supone un volumen de cálculo mucho más elevado. Inicialmente, los valores digitales se interpolan linealmente en grupos de cuatro líneas de pixeles cada una para formar cuatro interpolantes:

$$f(m) = [(\Delta x)^3 - (\Delta x)^2]f(x+2, y) - [(\Delta x)^3 - (\Delta x)^2 - (\Delta x)]f(x+1, y) + [(\Delta x)^3 - 2(\Delta x)^2 + 1]f(x, y) - [(\Delta x)^3 - 2(\Delta x)^2 + (\Delta x)]f(x-1, y) \quad (3.11)$$

Posteriormente se realiza otra interpolación lineal entre los cuatro valores obtenidos para asignar el resultante a la celda corregida:

$$f(m, n) = [(\Delta y)^3 - (\Delta y)^2]f(m+2) - [(\Delta y)^3 - (\Delta y)^2 - (\Delta y)]f(m+1) + [(\Delta y)^3 - 2(\Delta y)^2 + 1]f(m) - [(\Delta y)^3 - 2(\Delta y)^2 + (\Delta y)]f(m-1) \quad (3.12)$$

La siguiente ilustración 3.12 nos muestra graficamente la convolución cúbica:

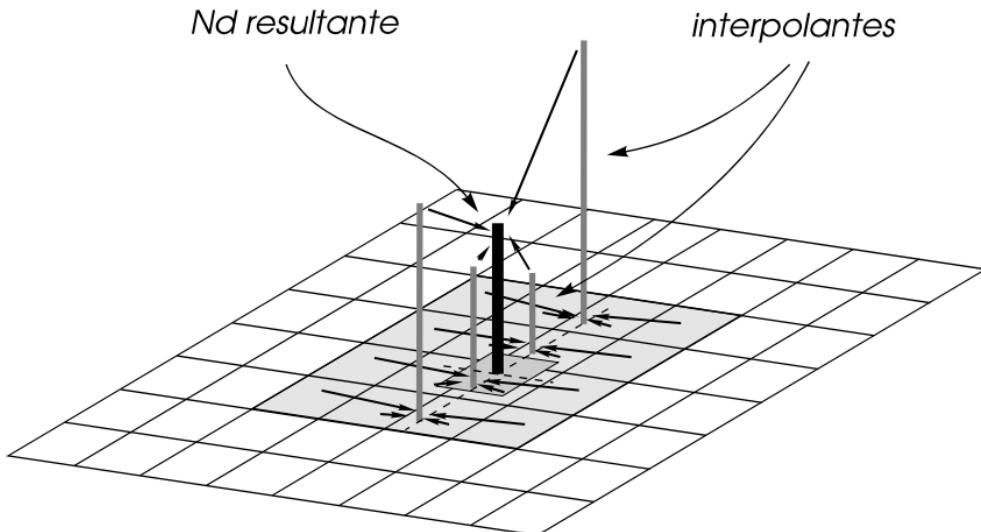


FIGURA 3.12: Convolución cúbica.

### 3.5.2. Corrección radiométrica

La corrección radiométrica se encarga de minimizar los desajustes producidos en el registro del valor digital en las celdas de la imagen, de hecho en algunos casos las estaciones receptoras llevan a cabo algún tipo de corrección en el momento de recepción de la imagen. La corrección radiométrica implica por una parte la restauración de líneas o píxeles perdidos y por otra la corrección del bandedeo en la imagen [tel06].

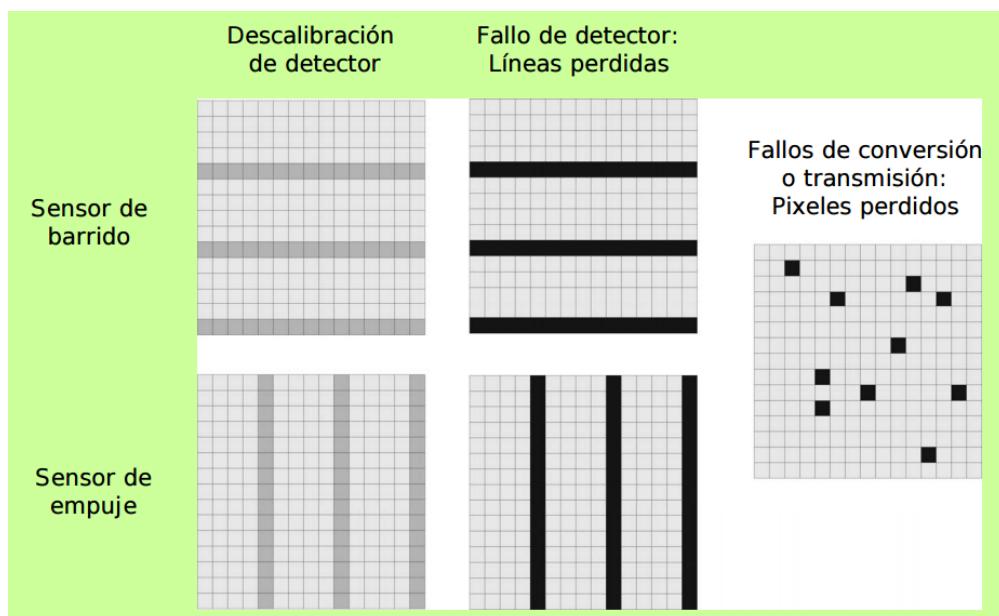


FIGURA 3.13: Fallos del sensor en la captura de la imagen.

### 3.5.2.1. Píxeles o líneas perdidas

Si se ha perdido el valor de algún pixel la solución más simple sería estimarlo como la media de los valores del mismo pixel en las líneas anterior y posterior (no es recomendable utilizar los píxeles contiguos de la misma linea por que han sido captados por el mismo detector o banda que ha dado el fallo, por tanto son poco fiables).

$$ND_{i,j} = \text{round}\left(\frac{ND_{i-1,j} + ND_{i+1,j}}{2}\right) \quad (3.13)$$

Siendo  $ND$  el valor digital en la celda  $(i, j)$  de la imagen,  $\text{round}()$  función que indica el redondeo entero más cercano.

Las diferentes bandas ( $k$  y  $r$ ) de una imagen están altamente correlacionadas y además los detectores de dos bandas diferentes no son los mismos. Por tanto podría utilizarse el valor del pixel faltante en una banda diferente para mejorar la estimación:

$$ND_{i,j,k} = \text{round}\left(\left(\frac{s_k}{s_r}(ND_{i,j,r} - \frac{ND_{i+1,j,r} - ND_{i-1,j,r}}{2}) + \frac{ND_{i+1,j,k} + ND_{i-1,j,k}}{2}\right)\right) \quad (3.14)$$

En caso de que la imagen abarque un territorio amplio y cambiante resulta recomendable calcular los coeficientes de correlación y las desviaciones típicas ( $s_k$  y  $s_r$ ) en un entorno cercano al pixel perdido.

Para detectar líneas perdidas se compara la media de los  $ND$  de una linea con las medias de las líneas anterior y posterior, para detectar píxeles perdidos se compara el valor de un pixel con los de los 8 píxeles vecinos mediante algún procedimiento de filtrado.

### 3.5.2.2. Bandeado

El fenómeno del bandeado se debe a una mala calibración entre detectores y resulta especialmente visible en las zonas de baja radiancia (zonas marinas por ejemplo). El resultado es la aparición periódica de una banda más clara u oscura que las demás. Para corregir el bandeado se asume que, en caso de no haber error, los histogramas obtenidos

por cada uno de los detectores serían similares entre sí y similares al histograma global de la imagen que se toma como referencia.

En primer lugar se calculan los coeficientes  $a_k$  y  $b_k$  para una corrección lineal de cada uno de las bandas.

$$b_k = \frac{s}{s_k} \quad (3.15)$$

$$a_k = m - b_k m_k \quad (3.16)$$

Donde  $m$  y  $s$  son la media y la desviación típica del conjunto de píxeles de la imagen y  $m_k$  y  $s_k$  la media y la desviación típica de los píxeles obtenidos por el detector  $k$ . A continuación los  $ND$  de la imagen se recalculan como:

$$ND'_{i,j} = a_k + b_k ND_{i,j} \quad (3.17)$$

asumiendo que la linea  $i$  pertenece a la banda  $k$ .

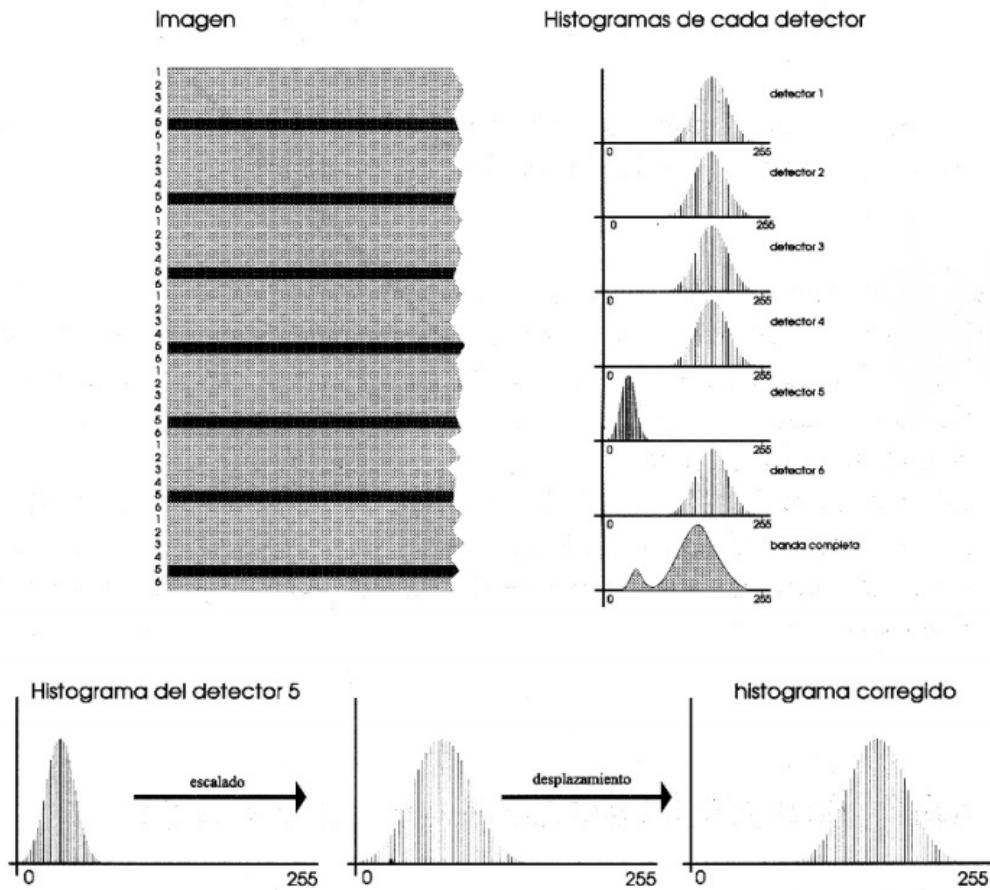


FIGURA 3.14: Proceso de corrección del bandeo.

### 3.6. Proceso de detección de cambios

En los métodos comunes de detección de cambios se asigna un valor correspondiente al grado de cambio sobre cada celda, independientemente del resto de la imagen. En estos métodos se considera la celda como unidad básica (álgebra de imagen) para aplicar las correspondientes operaciones matemáticas asociadas a cada algoritmo.

Los métodos de comparación, generan una imagen (índice de cambios) que representa el grado de cambio entre dos situaciones temporales; las celdas de la imagen resultante, contienen una variable continua de tipo cuantitativo, por lo que se requieren técnicas que los conviertan en variables cualitativa[MG13].

#### 3.6.1. Comparación multitemporal

La comparación parte de un par de imágenes semejantes que abarcan la misma zona de estudio, siguiendo una secuencia multitemporal; cuando los conjuntos de imágenes son de carácter radiométrico, se recomienda haber aplicado un proceso previo de corrección radiométrica. Singh[Sin89], Chuvieco[Chu98] y Estornell[ERdR04], muestran como operaciones más utilizadas:

- **Diferencia de imágenes:** es el método más simple, fácil de interpretar y directo, ya que consiste en una diferencia algebraica entre los valores digitales ( $VD$ ) inicial y final para la obtención de un índice ( $I_{dif}$ ). Normalmente es realizada combinada con extracciones de índices espectrales.

$$I_{dif} = VD_{final} - VD_{inicial} \quad (3.18)$$

- **Ratio:** se obtiene aplicando la operación de cociente, entre los valores digitales ( $VD$ ) inicial y final para la obtención de un índice ( $I_{ratio}$ ). Podría generar mejores resultados pero no se ajusta a una distribución normal.

$$I_{ratio} = \frac{VD_{final}}{VD_{inicial}} \quad (3.19)$$

Estas dos operaciones generan un índice de cambios a partir de cada conjunto de datos multitemporal, dando lugar a tantos mapas de cambios como bandas/capas se consideren; son de gran utilidad cuando se trabaje con imágenes pancromáticas o índices espectrales/texturales.

### 3.6.2. Criterios de decisión

La comparación multitemporal facilita imágenes continuas del cambio. En otras palabras, el resultado de los cálculos es una imagen en donde el valor de salida indica el grado de cambio, desde la mayor pérdida a la mayor ganancia, en una escala gradual. Si se pretende generar una imagen binaria (cambio/estable), es preciso señalar un umbral que delimita ambas categorías en las imágenes. Ahí se plantea un problema de difícil solución ya que no existen criterios de aplicación general.

Si el cambio abarca un sector importante de la imagen, el histograma de la imagen de cambios debiese mostrar un perfil bimodal, lo que permitiría establecer umbrales naturales de cambio, aunque esta situación no es muy habitual, ya que los cambios en la naturaleza no suelen producirse de modo abrupto[MG13].

Si es necesario establecer un umbral para separar las áreas de cambio, puede optarse por señalar algún criterio estadístico, como la media y la desviación típica de una serie de píxeles elegidos aleatoriamente. En ocasiones se ha propuesto utilizar unas áreas de entrenamiento para calcular que rango de desviación se podía considerar límite para píxeles estables, aplicando luego ese valor al conjunto de la imagen[TL88].

#### 3.6.2.1. Discriminación de las zonas de cambio

El métodos ( $B_x$ ), de la ecuación 3.20, genera una máscara binaria de cambios (0, No Cambio; 1, Cambio) aplicando un umbral ( $U$ ) específico sobre la imagen resultante del proceso de comparación multitemporal [Sin89]. Son fácilmente implementables en procesos de carácter automático/semiautomático. Según Estornell [ERdR04], partiendo de la hipótesis de que el porcentaje de cambios es muy reducido, los valores correspondientes se encuentran situados en los extremos del histograma de frecuencias. Para generar

una máscara de cambios es preciso señalar un umbral que delimita ambas categorías (cambio/no cambio) a partir del índice de cambios ( $I_c$ )[\[RAAKR05\]](#).

$$B(x) = \begin{cases} 1 & \text{si se cumple que } |I_c| \geq U \\ 0 & \text{en cualquier otro caso} \end{cases} \quad (3.20)$$

En Rodriguez-Galiano [\[RGGSCO<sup>+</sup>10\]](#) se propone, como criterios de decisión, el método de discriminación basado en los parámetros estadísticos del índice de cambio entre la secuencia temporal de imágenes:

$$U = \mu \pm n\sigma \quad (3.21)$$

Donde, el valor de umbral entre cambio/no cambio ( $U$ ) se estima en función de los parámetros estadísticos ( $\mu, \sigma$ ) y un coeficiente de tolerancia  $n$  asignado en base a la fiabilidad de los datos. En Estornell [\[ERdR04\]](#) se clasifican los resultados en función de  $n$ ; alta probabilidad de cambio ( $n \geq 2$ ) y zonas de media probabilidad de cambio ( $1 < n < 2$ ).

### 3.6.3. Filtrado

Los filtros constituyen unos de los principales métodos del procesamiento digital de imágenes . Pueden usarse para distintos fines, pero siempre, el resultado sobre cada pixel depende de los píxeles en su entorno. Tiene como objetivos:

- **Suavizar la imagen:** reducir las variaciones de intensidad entre píxeles vecinos.
- **Eliminar ruido:** modificar aquellos píxeles cuyo nivel de intensidad es muy diferente al de sus vecinos.
- **Realzar la imagen:** aumentar las variaciones de intensidad, allí donde se producen.
- **Detectar bordes::** detectar aquellos píxeles donde se produce un cambio brusco en la función intensidad.

### 3.6.3.1. Filtro de la mediana

El filtrado tiene como ventaja de que el valor final del pixel es un valor real presente en la imagen, siendo dicha variable, la mediana entre los niveles digitales pertenecientes a su vecindad. La mediana es el valor para el cual el 50 % de todos los píxeles en el histograma son mayores y 50 % son menores, al contrario de la media ésta no es influenciada por los valores máximos o mínimos[MP97].

Imagen Entrada					Imagen de Salida				
144	146	141	137	122	144	146	141	137	122
140	144	138	141	149	140	144	138	141	149
128	140	133	125	105	128	140	136	125	105
149	131	136	105	128	149	131	136	105	128
122	122	149	128	149	122	122	149	128	149
143	105	141	137	131	143	105	141	137	131

**Valores de vecindad:**  
**{105 125 131 133 136 138 140 141 144}**

↑ mediana

FIGURA 3.15: Proceso del filtro de mediana.



## **Capítulo 4**

# **Materiales y Metodología**

En este capítulo se describirán los materiales a utilizar en la elaboración de la metodología, como también aquellos a utilizar en las diversas pruebas y validaciones. Además conoceremos las diversas características que presentan las imágenes satelitales a ser empleados en el estudio, el cual poseen mucha relevancia debido a que constituyen variables determinantes en la elaboración de constantes al flujo de procesos.

La metodología nos presentara las diferentes procesos o módulos necesarios, para la estimación de pérdida de carbono, en un marco general como también en detalles.

### **4.1. Materiales**

#### **4.1.1. Imágenes satelitales**

A partir de los conceptos anteriores, acerca de las imágenes satelitales, se describirán los diferentes tipos por ser utilizados en el proyecto, de manera a brindar las características relevantes para su elección.

##### **4.1.1.1. Landsat**

Landsat representa la colección más larga y continua en el mundo de imágenes satelitales con resoluciones moderadas. Cuatro décadas de imágenes proporciona un recurso

único para personas que trabajan en la agricultura, geología, silvicultura, ordenación territorial, educación, cartografía e investigación del cambio global, como también en respuesta de emergencias y operaciones de socorro[lan13].

Las imágenes están disponibles desde 1972 generados por una serie de 6 satélites landsat. Estos satélites han sido un componente importante del Programa de Observación de la tierra perteneciente a la NASA, con tres sensores primarios evolucionando a lo largo de treinta años: MSS (Multi-spectral Scanner), TM (Thematic Mapper), y ETM+ (Enhanced Thematic Mapper Plus). El 11 de febrero del 2013 fue lanzado el Landsat 8 correspondiendo al futuro de los satélites landsat con dos nuevos sensores, Operational Land Imager (OLI) y el Thermal Infrared Sensor (TIRS).

TABLA 4.1: My caption

Landsat	Resoluciones				
	Espacial	Espectral	Radiométrica	Temporal	Sensor
1	79x79 m <sup>2</sup>	5 bandas	6 bits	18 días	MSS
2	79x79 m <sup>2</sup>	5 bandas	6 bits	18 días	MSS
3	79x79 m <sup>2</sup>	5 bandas	6 bits	18 días	MSS
4	30x30 m <sup>2</sup>	7 bandas	8 bits	16 días	TM
5	30x30 m <sup>2</sup>	7 bandas	8 bits	16 días	TM
6	30x30 m <sup>2</sup>	8 bandas	8 bits	16 días	ETM+
7	30x30 m <sup>2</sup>	8 bandas	8 bits	16 días	ETM+
8	30x30 m <sup>2</sup>	9 bandas	12 bits	16 días	OLI/TIRS

TABLA 4.2: Resoluciones de los satélites Landsat

El Sistema de Referencia Mundial Landsat-2 (WRS-2: Landsat Worldwide Reference System-2) provee un esquema de indexación para el patrón de repetición de la trayectoria orbital terrestre seguida por las plataformas espaciales Landsat 4, 5 y 7 sobre los 16 días de su repetitivo ciclo orbital. El original WRS (WRS-1) fue diseñado para las misiones Landsat 1, 2, y 3, las cuales se movieron en una órbita más alta. El actual WRS-2 fue diseñado para la órbita a 705 Km usada para las últimas misiones.

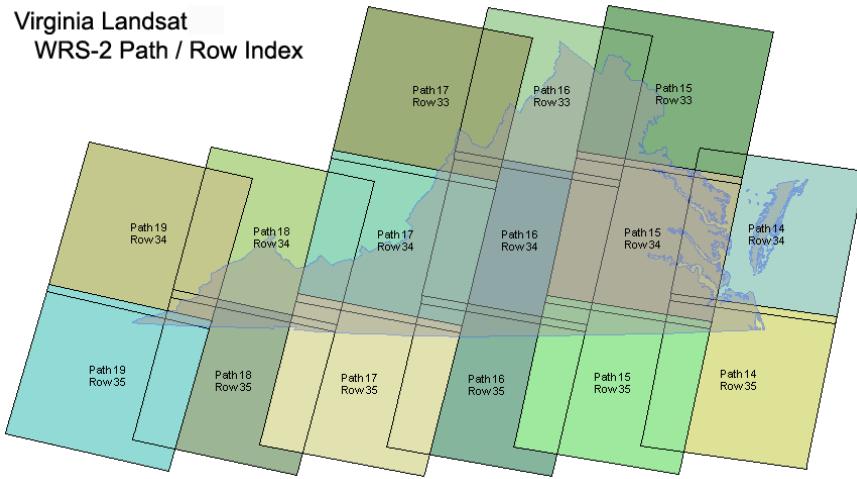


FIGURA 4.1: Ejemplo WRS-2 Path/Row

El Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS) es una agencia científica de los Estados Unidos, el cual proveen un producto llamado L1T (Level 1 Terrain Corrected) que implica las imágenes Landsat con datos pre-procesados para una precisión radiométrica sistemática y precisión geométrica mediante la incorporación de puntos de control en tierra. Estos productos están en la Web de forma gratuita[\[lan13\]](#).

#### 4.1.1.2. Vegetation Continuous Fields

Las imágenes VCF (Vegetation Continuous Fields) contiene estimaciones proporcionales para los tipos de cobertura vegetal: vegetación leñosa, vegetación herbácea y suelo desnudo. El producto se deriva de las siete bandas del sensor MODerate-resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) a bordo del satélite Terra, perteneciente a la NASA. El esquema de clasificación continuo del VCF puede representar áreas terrestres heterogéneas mejor que los esquemas tradicionales de clasificación discreta. Mientras que los sistemas de clasificación tradicionales indican donde se concentran los tipos de cobertura del suelo, este producto VCF es magnífico para mostrar cuánto de cobertura forestal o pradera existe en cualquier parte de la tierra. Posee un resolución espacial de 250x250 metros cuadrados y la colección de imágenes se encuentra disponible gratuitamente en la Web[\[gl215\]](#).

Valor Digital	Representación
0-100	Porcentaje de área vegetal
200	Aqua
253	Nulo

TABLA 4.3: Representación del valor digital en la imagen VCF

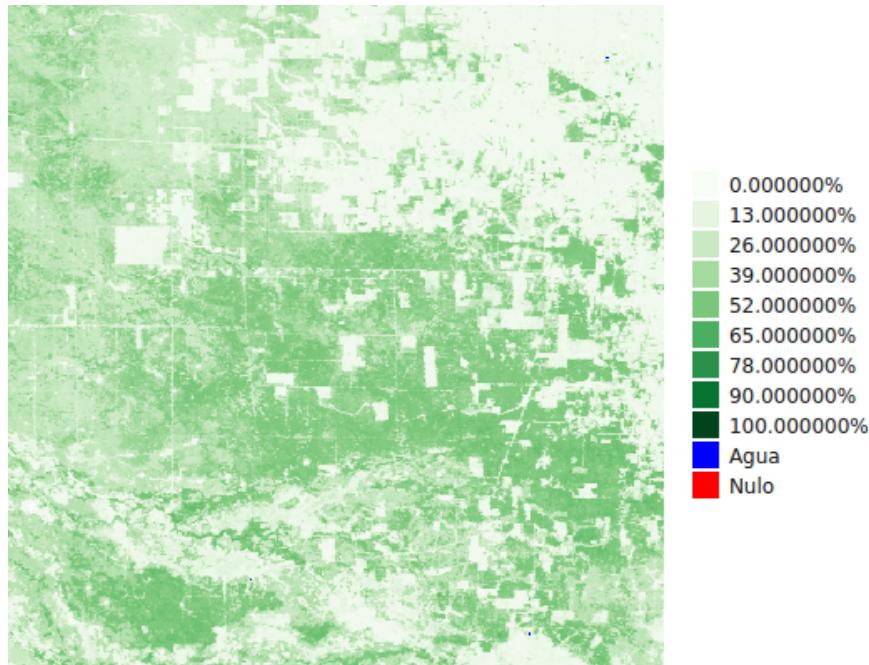


FIGURA 4.2: Imagen VCF

#### 4.1.1.3. Mapa global de carbono - Paraguay

En el antecedente 1.2 hablamos de saatchi y su mapa global de carbono, que nos provee un promedio en toneladas de carbono por hectárea del área ocupada por el pixel. Esos mapas están liberados de forma gratuita para cada país, en donde Paraguay no es la excepción.

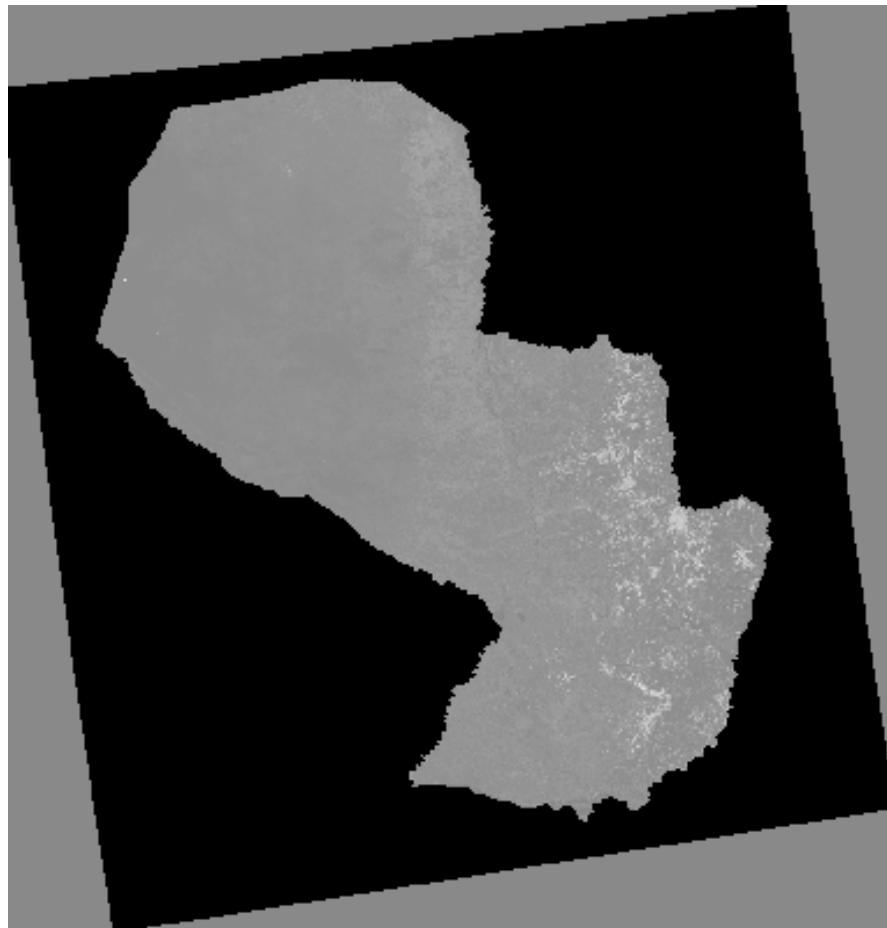


FIGURA 4.3: Mapa Global de Carbono - Paraguay

#### 4.1.1.4. Paraguay Forest Change Product

Este producto muestra donde ocurrió la deforestación en Paraguay durante 1990-2000, elaborados a partir de las imágenes Landsat TM y ETM+. Se identificaron seis clases como bosque atlántico, Chaco bosques, el agua, no forestales y la deforestación. El producto puede ser utilizado como un ejemplo para evaluar cuantitativamente el cambio de cobertura terrestre, tambien el de ayudar a determinar el proceso y el patrón de cambio en la cubierta forestal. La imagen se encuentra disponible gratuitamente en la Web[[gl215](#)].

Valor digital	Representación	Color sugerido
1	Bosque Atlántico	Verde
2	Bosque Chaqueño	Verde Claro
3	No Bosque	Aqua
4	Aqua	Azul
5	Pérdida Bosque Atlántico	Rojo
6	Pérdida Bosque Chaqueño	Purpura Claro

TABLA 4.4: Representación del valor digital en la imagen PFCP.

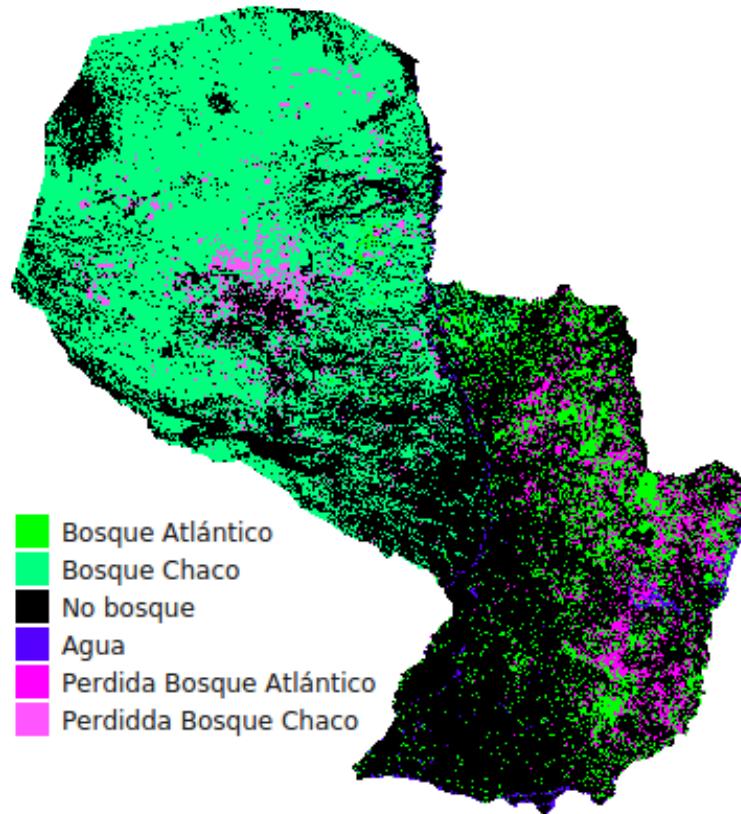


FIGURA 4.4: Paraguay Forest Change Product

#### 4.1.2. Software

Se utilizaran dos sistemas de información geográfica que nos permitirán manipular los raster como también diseñar e implementar los algoritmos a ser utilizados en la metodología propuesta.

#### 4.1.2.1. GRASS

GRASS es un software SIG bajo licencia GPL (software libre). Puede soportar información tanto raster como vectorial y posee herramientas de procesado digital de imágenes. Estas disponibles principalmente para plataformas Linux.

#### 4.1.2.2. Quantum GIS

Quantum GIS es un SIG de código libre para plataformas GNU/Linux, Unix, Mac OS, Microsoft Windows y Android. La principal diferencia con el GRASS es la interfaz amigable con que cuenta y la facilidad de integración con nuevas funciones espaciales desarrollados por los usuarios, esto es posible debido a que la aplicación posee un soporte muy estable para lenguajes amplios en el manejo de datos espaciales, siendo C++ y python.

## 4.2. Metodología

Con los conceptos y materiales planteados en anteriores apartados, se pretende establecer una flujo de procesos o módulos necesarios para el logro de los objetivos en la investigación. Se busca que los algoritmos a implementar sean ligeros en cada proceso, de manera a evitar cálculos complejos y excesivas supervisiones, para ello es necesario determinar comportamientos estadísticos de la cobertura vegetal, representados en las imágenes satelitales, que actuaran como variables constantes en cada proceso.

Se plantea como datos de entrada las imágenes Landsat por su disponibilidad en el tiempo y gratuita obtención. Se recomienda que en el caso de utilizar imagen Landsat 8, no se mezclen imágenes de otro sensor del satélite ya que esta posee una resolución radiométrica de 16 bits y las demás son capturadas a 8 bits. Por ultimo las bandas utilizadas corresponde a la infrarroja cercana y Roja.



FIGURA 4.5: Diagrama de flujo. Metodología propuesta

#### 4.2.1. Correcciones de imágenes satelitales

Es necesario que los pixeles en las imágenes posean una ubicación suficientemente aproximada a la realidad del terreno, de manera que se garantice la correspondencia geográfica entre pixeles a ser comparados. Por ello se lleva a cabo pre-procesamientos de la imágenes aplicando correcciones geométricas y radiométricas.

##### 4.2.1.1. Corrección Geométrica

Este procedimiento es más conocido como georeferenciación consistiendo en 3 fases; puntos de control, interpolacion espacial y radiométricos [3.5.1](#). Para llevar a cabo el proceso de interpolación espacial es necesario la recopilación de puntos de control, dispersos en la imagen, a través de visitas al terreno o mediante el relevamientos de datos cartográficos existentes (Mapa de caminos, ríos, cruces, etc.).

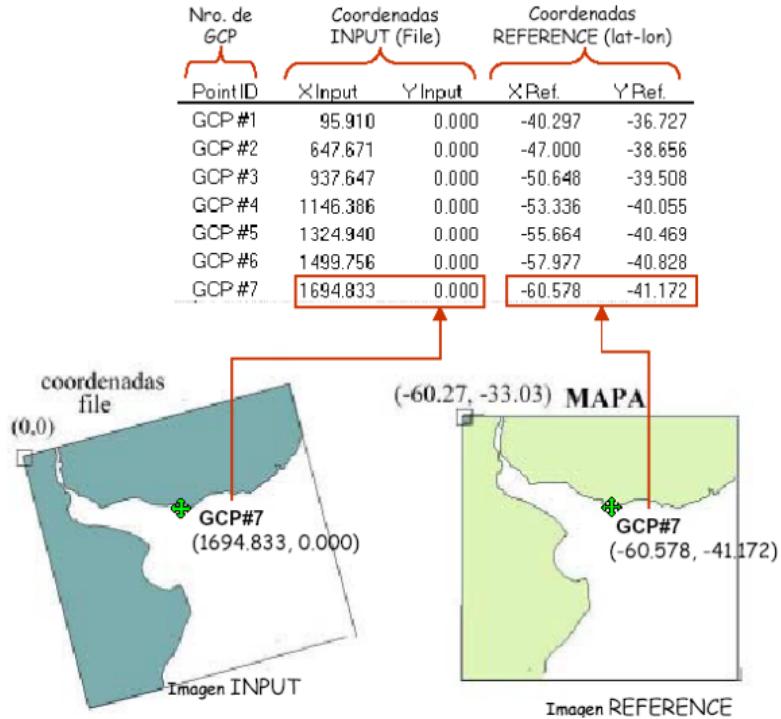


FIGURA 4.6: Levantamiento de puntos de control.

La ecuación de transformación es una regresión que relaciona los valores de coordenadas, pertenecientes a la imagen, con las coordenadas cartográficas. Los coeficientes de transformación se obtienen a partir de los puntos de control seleccionados, aplicando un ajuste por mínimos cuadrados de todos los puntos. Cuando la contribución de los puntos al RMS es alta, significa que las correspondencias de puntos esta mal seleccionada y que no corresponden al modelo de transformación entre la imagen y la referencia. Por ello se tiene un umbral donde los puntos que sobre pasan son borrados, re-calculando el RMS. En nuestra modelo utilizaremos 0,5 píxel de la imagen, como umbral. La redundancia de datos hará que la bondad de ajuste tenga significación estadísticas y proporcione una mayor fiabilidad. La regresión para esta metodología es lineal.

La ultima fase en la corrección geométrica consiste en la interpolación radiométrica, donde se lleva a cabo el re-muestreo de los píxeles a una nueva posición utilizando el método de convolución cúbica, seleccionada por su mayor precisión.

A continuación los algoritmos empleados para la corrección geométrica:

---

**Algorithm 1** Algoritmo de corrección geométrica

---

**Require:** Puntos de control(*pc*) y las bandas de la imagen(*bandas*)

```

1: function CORRECIONGEOMETRICA(pc, bandas)
2:   a  $\leftarrow$  vector de coeficientes para la axisa
3:   b  $\leftarrow$  vector de coeficientes para la ordenada
4:   COEFICIENTESAJUSTERM((p, a, b))
5:
6:   i  $\leftarrow$  0
7:   while bandas[i]  $<$  bandas.size do
8:     for x  $\leftarrow$  0, banda[i].filas do
9:       for y  $\leftarrow$  0, banda[i].columnas do
10:        TRANSFORMACION(x, y, a, b, bandas[i], bandacorr[i])
11:      end for
12:    end for
13:  end while
14: end function
15:
16:
17: procedure TRANSFORMACION(c, l, a, b, banda, bandacorr)
18:   x = a[0] + a[1].c + a[2].l
19:   y = b[0] + b[1].c + b[2].l
20:   bandacorr[x][y] = CONVOLUCIONCUBICA(x, y, c, l, banda)
21: end procedure
```

---

#### 4.2.1.2. Corrección Radiométrica

Los bandeo y los pixeles perdidos causados por factores del sensor como ambientales, podrían generar errores para la extracción de información al combinar bandas en cálculos de indices y variables estadísticas, necesarios para la discriminación de cobertura vegetal y detección de cambio. Por ello, se plantea un sub-proceso que realice la corrección radiométrica aplicando los métodos de bandeo [3.5.2.2](#) y pixel o lineas perdidas [3.5.2.1](#).

#### 4.2.2. Detección de cambio forestal

La detección de cambio cumple un papel fundamental en la metodología, ya que nos permite categorizar el cambio en las series temporales estudiadas. Este proceso presenta un sistema automatizado a través del calculo estadísticas extraído de las imágenes [3.6.2.1](#), como también de variables constantes determinadas en un previo análisis del comportamiento espectral observados en la cobertura vegetal de prueba [5.3.1](#).

#### 4.2.2.1. Detección de cambio

La siguiente ilustración 4.7 presenta un panorama específico de lo que se busca en el proceso. El resultado esperado constituye una mascara de cambio entre las series temporales de imágenes comparadas.

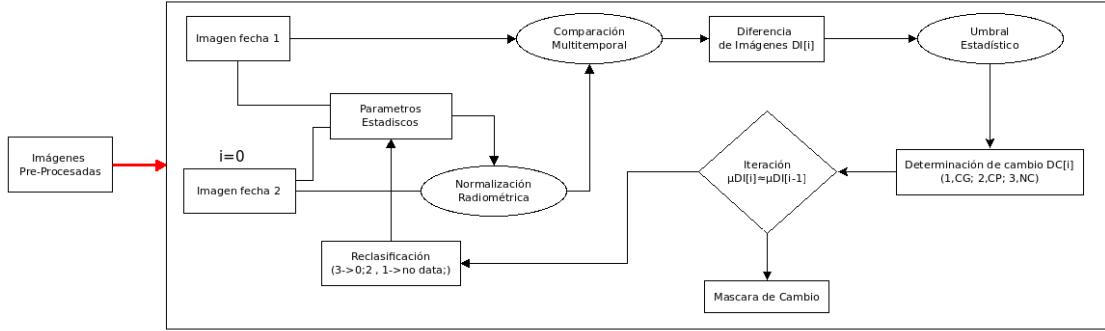


FIGURA 4.7: Diagrama de flujo. Detección de Cambio.

##### 4.2.2.1.1. Normalización Radiométrica

La normalización radiométrica pretende optimizar el proceso de comparación, mejorando la semejanza entre imágenes. Debido a la respuesta espectral que presentan las coberturas vegetales en diferentes estaciones del año o condiciones ambientales en el momento de la captura, es necesario un procedimiento adicional que iguale los pixeles en relación a contraste y brillo entre imágenes. Es un proceso similar al método del bandeadío 3.5.2.2, empleado en la corrección radiométrica entre bandas de una misma imagen. Tomando como referencia los trabajos de Singh [Sin89]; Mateu y Ruiz [MR99]; Estornell [ERdR04]; Mena y Malpica [MMP02], se aplicarán métodos de normalización mediante parámetros estadísticos de la imagen.

En las distintas bandas de una imagen satelital se observan un comportamiento con distribución normal en sus histogramas, por lo que teniendo una variable tipificada ( $Z$ ) es posible definirlos en una distribución normal estándar del tipo  $N(0, 1)$  según la expresión:

$$Z = \frac{VD - \mu}{\sigma} \quad (4.1)$$

Aplicando este concepto sobre cada una de las dos imágenes, se pueden comparar siendo ambas distribuciones estandarizadas:

$$\frac{VD_1 - \mu_1}{\sigma_1} = \frac{VD_2 - \mu_2}{\sigma_2} \quad (4.2)$$

Para su aplicación práctica, se puede transformar el valor digital ( $VD$ ) perteneciente a la imagen 1 ( $VD_1$ ), para que se asemeje al  $VD_2$  de la imagen 2, expresión:

$$VD'_1 = \mu_2 + \frac{\sigma_2}{\sigma_1} \cdot (VD_1 - \mu_1) \quad (4.3)$$

Así se puede definir una relación lineal entre las dos distribuciones; aplicando una normalización radiométrica estadística, los parámetros de la transformación  $m_{1,2}$  y  $n_{1,2}$  se definen según se indica en la expresión:

$$n_{1,2} = \mu_2 - \frac{\sigma_2}{\sigma_1} \cdot \mu_1 \quad (4.4)$$

$$m_{1,2} = \frac{\sigma_2}{\sigma_1} \quad (4.5)$$

$$VD'_1 = m_{1,2} \cdot VD_1 + n_{1,2} \quad (4.6)$$

Mediante esta transformación se obtienen histogramas parecidos, logrando de este modo mayor semejanza para el proceso de comparación multitemporal.

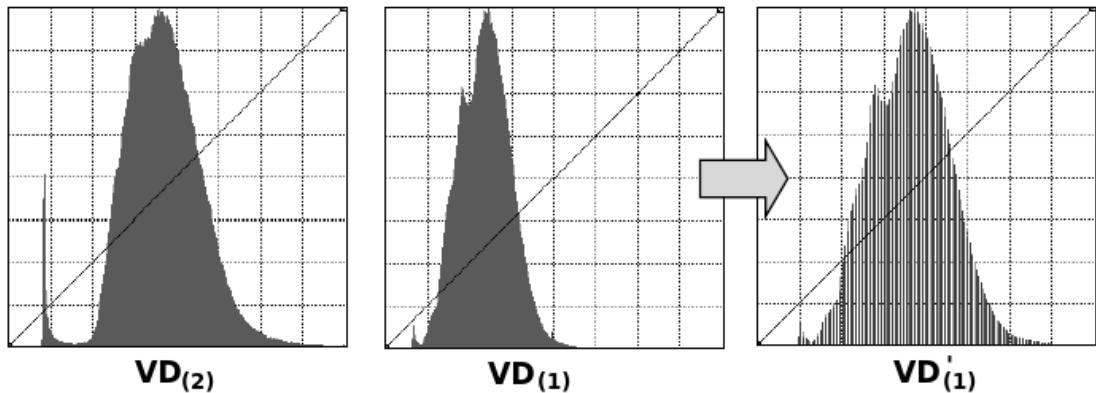


FIGURA 4.8: Normalización Radiométrica.

#### 4.2.2.1.2. Comparación Multitemporal

Una vez equiparados radiométricamente las imágenes, el siguiente paso consiste en la

comparación multitemporal que nos permitirán obtener un indice de cambio (variable cuantitativa) en cada pixel resultante. Se aplicara el método de Diferencia de imágenes [3.6.1](#), debido a que el método Ratio no se ajusta a una distribución normal, condición clave para la umbralización estadística. La comparación sera realizado sobre el NDVI [3.3.1](#) de cada serie temporal, a modo a resaltar la vegetación y simplificar la cantidad de bandas utilizadas, observando a su vez que los datos estables serán próximos a 0, gracias a la semejanza existente entre los pixeles.

#### 4.2.2.1.3. Umbral estadístico

Partiendo de la imagen que representa el grado de cambio, los criterios de decisión propuesto en el capitulo anterior [3.6.2.1](#), asignan valores de cambio/no cambio en función a un umbral, generando una mascara de cambio con valores cualitativos, es decir, discrimina cada indice de cambio ( $I_c$ ). Se escoge el método basados en parámetros estadísticos por su sencillez y coherencia con el método de comparación multitemporal aplicada.

La imagen es re-clasificadas en distintas categorías mediante los umbrales calculados (Perdida=2, Ganancia=1, No cambio=3) y eligiendo la variable de fiabilidad  $n$  en base a la probabilidad de cambio deseado para la detección.

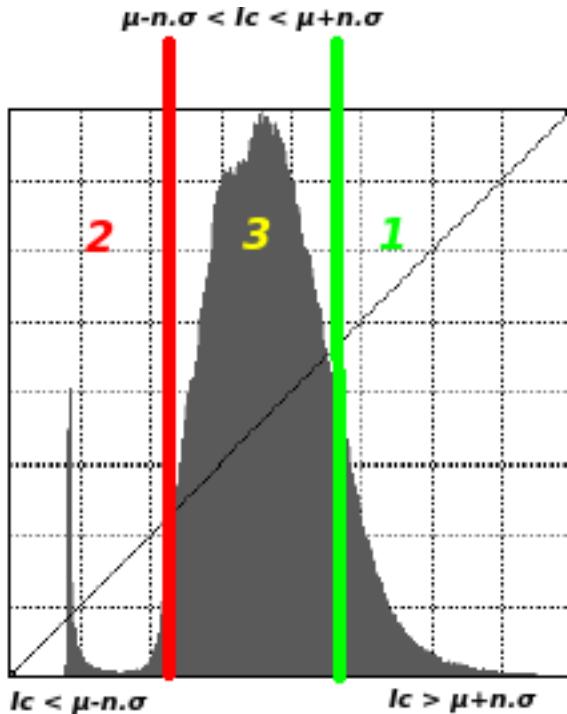


FIGURA 4.9: Umbrales y valores cualitativas asignadas en cada categoría.

#### 4.2.2.1.4. Iteración

Al considerarse las dos imágenes como semejantes, los cambios producidos en el terreno afectan a la radiometría registrada en las imágenes, y por tanto, en los parámetros estadísticos que las definen. En Estornell[ERdR04] se asume que el porcentaje de cambios existentes entre las dos imágenes es muy reducido.

Se plantea la hipótesis, que en la normalización radiométrica los cambios introducen ruido. Cuando mayor sea la superficie de cambio, mayor sera su influencia en la normalización y por ende la detección de cambios. En vista al problema, se pretende minimizar dicha influencia, proponiendo una normalización radiométrica iterativa, donde los parámetros estadísticos utilizados constituyen píxeles sin cambios.

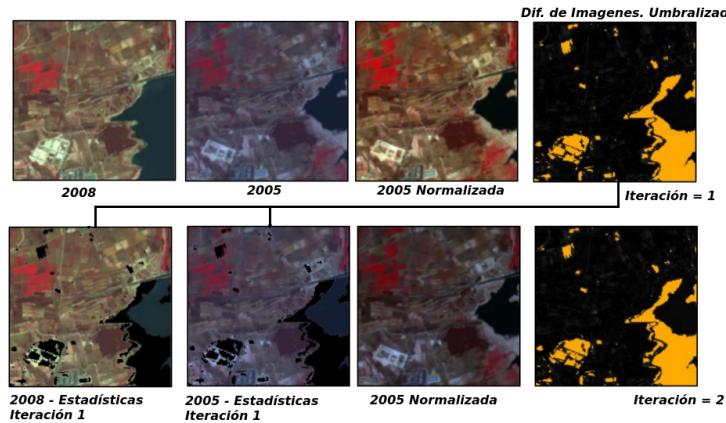


FIGURA 4.10: Mascaras de cambio, iteración de la normalización radiométrica.

En la máscara de cambios generada en la detección de cambios, las celdas clasificadas como cambios ( $VD = 2$ ;  $VD = 1$ ), son re-clasificadas como  $VD = 0$ ; frente a las celdas de no cambio ( $VD = 3$ ), clasificadas con  $VD = 1$ . Esta máscara re-clasificada se utiliza para suprimir los cambios de las imágenes radiométricas utilizadas como referencia estadística. Se aplica únicamente para estimar los parámetros de normalización radiométrica; la imagen sobre la que se aplica la normalización ha de mantener todas las celdas, independientemente de que se consideren como cambios a priori. Se propone repetir las iteraciones hasta que la media de las diferencias entre NDVI, sea de magnitud similar a la media obtenida en la iteración anterior.

---

**Algorithm 2** Algoritmo de iteración

---

```

1: bandaf1 ← imagen de la fecha 1
2: bandaf2 ← imagen de la fecha 2
3: mascCambio ← mascara de cambio
4: bandaNorm ← imagen normalizada
5: bandera = 0
6:
7: continuar = 1
8: primera = 1
9: while continuar = 1 do
10:   mascCambio = NORMALIZAR(mascCambio, bandaf1, bandaf2, bandaNorm)
11:   if primera = 1 or bandaNorm.media <> bandera then
12:     continuar = 1
13:     primera = 0
14:     bandera = bandaNorm.media
15:   else
16:     continuar = 0
17:   end if
18: end while

```

---

#### 4.2.2.2. Discriminación Forestal

La siguiente ilustración 4.11 refleja los pasos realizados para obtener una mascara de vegetación. Dicha mascara representa si un pixel es o fue vegetacion forestal en la serie temporal comparada. Los imágenes de entrada que serán procesadas, son aquellas obtenidas en la ultima normalización radiométrica generada por el proceso de detección de cambio, como también la imagen utilizada de referencia en ese proceso.

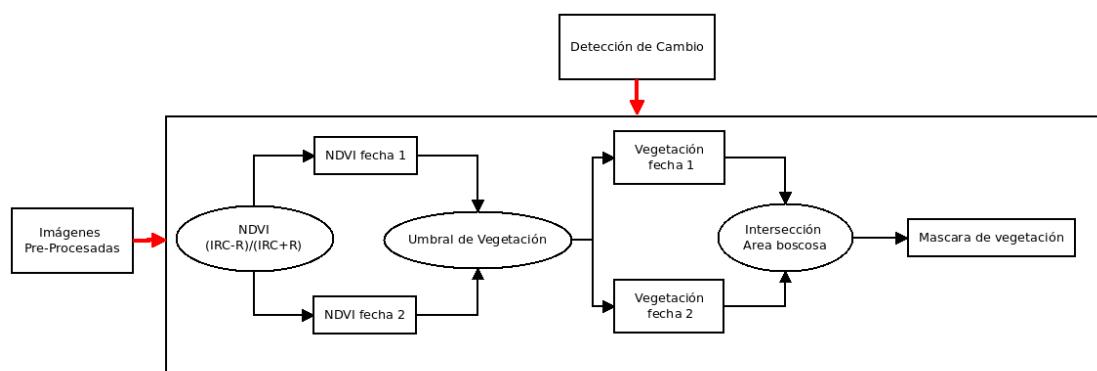


FIGURA 4.11: Diagrama de flujo. Discriminación Forestal.

##### 4.2.2.2.1. NDVI

Se procede a hallar del NDVI para ambas fechas pertenecientes a la serie temporal evaluada. El calculo es hecho teniendo como entradas las bandas infrarroja cercana y roja, donde el vigor vegetal de cada píxel sera determinado por la ecuación 3.1. En total son consumidas 4 imágenes para obtener dos de salidas.

##### 4.2.2.2.2. Umbral de Vegetación

El umbral discriminatorio para la vegetación es determinado a partir de una constante calculada por un previo estudio del comportamiento espectral de la cobertura vegetal y las imágenes NDVI 5.3.1. Dicha variable corresponde a la desviación ( $\sigma_c = 0,05923288$ ) observada en el análisis hecho por cruzamientos de datos entre imágenes VCF y Landsat. La ecuación del umbral  $U_{NDVI}$  tiene la siguiente expresión:

$$U_{NDVI} = \mu_{NDVI} \pm n\sigma_c \quad (4.7)$$

Donde  $\mu_{NDVI}$  representa la media del NDVI calculada y  $n$  la fiabilidad. No se utiliza la ecuación correspondiente a la suma, debido a que se pretende analizar imágenes donde el porcentaje de vegetación es mayor, por lo que quedaría fuera la media.

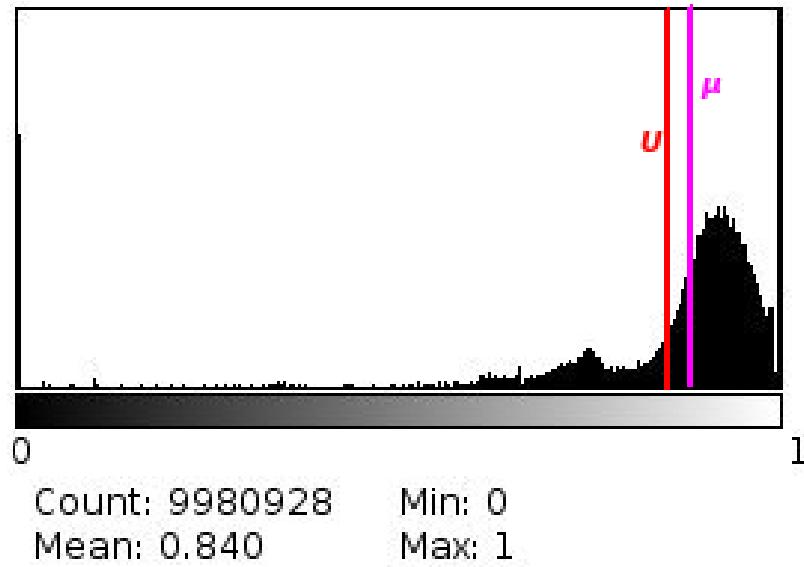


FIGURA 4.12: Umbral NDVI.  $U=0,78076712$  para  $n=1$ .

#### 4.2.2.2.3. Intersección área boscosa

Una vez obtenido la mascara de vegetación de las dos fechas, es necesario determinar las celdas que serán evaluados el cambio, por ello aplicamos una simple operación de intersección que generara una mascara de vegetación para los dos tiempos.

#### 4.2.2.3. Mascara de Pérdida Forestal

Este proceso constituye la ultima fase, consistiendo en la intersección entre mascaras de vegetación y cambio, utilizando solo aquellos pixeles que representan perdida, para generar una imagen binaria de perdida de vegetación Forestal.

La imagen final de cambios, independiente del método que se utilice, probablemente tendrá errores que son inherentes a los procesos utilizados para su creación [LG01].

Para reducir el porcentaje de falsas alarmas, se propone la utilización del filtro de mediana 3.6.3.1 sobre la imagen de perdida, como método de eliminación de ruido. Al trabajar

con imágenes de media/alta resolución espacial(menos de 15x15 metros cuadrados), se obtienen buenos resultados aplicando filtros de 5x5; pero cuando se trabaje con imágenes de menor resolución no se recomienda ese tamaño de ventana por la distorsión que causa a la imagen [MG13]. Nuestras imágenes satelitales de entrada son de baja resolución espacial (30x30 metros cuadrados) por lo que el tamaño de ventana a utilizar seria 3x3.

La siguiente ilustración representa el flujo de tareas 4.13.

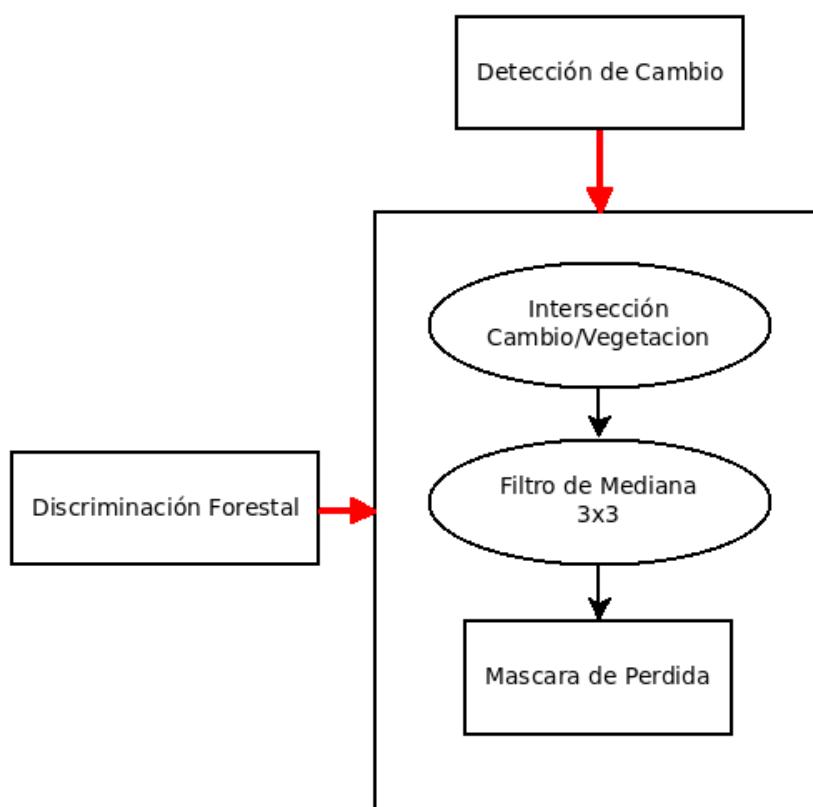


FIGURA 4.13: Diagrama de flujo. Máscara Pérdida Forestal.

#### 4.2.3. Estimación de pérdida de carbono forestal

El procedimiento final consiste en estimar el carbono perdido o no secuestrados dentro del tiempo transcurrido entre las imágenes satelitales. El producto constituye la máscara de perdida forestal junto con la cuantificación en toneladas de carbono por hectárea, obtenida mediante la ecuación de regresión lineal ( $y = b + ax$ ) que fue generada a través del mapa global de carbono [SHB<sup>+</sup>11] y el NDVI, determinadas por las imágenes Landsat, en un estudio previo 5.3.2. La regresión presenta un coeficiente de determinación ( $r^2 = 0,509125$ ) moderado, según tabla 4.5, por lo que el estudio es considerado valido para su aplicación en la metodología.

Valor	Significado
0,0	Ninguna Relación
0,25	Relación baja
0,50	Relación Moderada
0,75	Relación Buena
1,00	Relación perfecta

TABLA 4.5: Rangos del coeficiente de determinación.

La siguiente expresión define la ecuación hallada:

$$C_{(x,y)} = 4,33 + 30,1NDVI_{(x,y)} \quad (4.8)$$

Donde  $C_{(x,y)}$  representa Toneladas de carbono por hectárea (ton C/Ha.) para el píxel con posición  $(x, y)$  y  $NDVI_{(x,y)}$  la variable independiente perteneciente a una fecha. Para no realizar el calculo de carbono repetidamente en cada imagen temporal y luego restarlas con finalidad de tener la perdida producida en los píxeles, se optimizo el proceso utilizando la imagen con indices de cambios resultante ( $Ic$ ) del proceso de iteración 4.2.2.1.4, por lo que la ecuación quedara modificada con las siguientes expresiones:

$$C1_{(x,y)} = 4,33 + 30,1NDVI_{(x1,y1)} \quad (4.9)$$

$$C2_{(x,y)} = 4,33 + 30,1NDVI_{(x2,y2)} \quad (4.10)$$

$$Ic_{(x,y)} = NDVI_{(x2,y2)} - NDVI_{(x1,y1)} \quad (4.11)$$

Restando el carbono obtenido entre cada fecha, ecuación 4.10 y 4.9, tendríamos:

$$C2_{(x,y)} - C1_{(x,y)} = 30,1(NDVI_{(x2,y2)} - NDVI_{(x1,y1)}) \quad (4.12)$$

$$PC_{(x,y)} = C2_{(x,y)} - C1_{(x,y)} \quad (4.13)$$

Siendo  $PC_{(x,y)}$  una variable representativa de la resta. Remplazando 4.11 y 4.13 en 4.12, la ecuación de regresión final quedaría:

$$PC_{(x,y)} = 30,1Ic_{(x,y)} \quad (4.14)$$

La cuantificación sera realizado teniendo en cuenta la mascara de perdida forestal.



FIGURA 4.14: Presentación del resultado. Mascara de perdida Vegetal y cuantificación.



# **Capítulo 5**

## **Pruebas experimentales**

En este capítulo se menciona las métricas de evaluación utilizadas para medir el desempeño en la metodología propuesta. Por otro lado, se detallan los experimentos realizados y los resultados obtenidos, seguidamente se esboza la comparación y la posterior discusión de los mismos.

### **5.1. Caso de estudio**

Filadelfia es una ciudad de Paraguay, del departamento de Boquerón, del Chaco paraguayo (lat-long  $22^{\circ}20'00''S - 60^{\circ}01'00''O$ ) con una superficie de  $13.879\ km^2$ . Fue elevada a nivel de distrito en 2006. Su población la constituyen principalmente colonos menonitas. Fundada junto a otras localidades menonitas a finales de la década de 1920, ha desarrollado una cultura específica, transmitida a lo largo de los siglos a través de la religión, y una infraestructura productiva que le aporta a sus residentes alto poder de compra. Estas comunidades menonitas trabajan con modernas técnicas de producción agropecuaria, fabricación de productos lácteos y procesamiento de sésamo y maní. Pueden ser ubicadas dentro de las imágenes landsat con path-Row 228-76 y en las VCF con código KJ1920.

Se optó por esta localización debido a que además de estar ubicada en el Chaco Paraguayo posee un crecimiento demográfico en la que las actividades agrícolas y ganaderas son variantes, proporcionando un ambiente ideal para las distintas pruebas y validaciones

necesarias.

## 5.2. Métricas de evaluación

Para realizar el control de calidad, algunos se basan en el concepto de matriz de confusión, que establece una relación entre los resultados obtenidos en el proceso de asignación y la información verdad terreno ( $VT$ ) disponible para la zona de estudio. La diagonal principal representa el número de celdas correctamente catalogadas ( $T$ ), y la diagonal transpuesta, las incorrectamente catalogadas ( $F$ ). El uso de esta matriz presenta como mayor desventaja que está condicionada a la veracidad y exactitud de la referencia utilizada como  $VT$ .

Categorías	Perdida (VT)	No Perdida (VT)	Total (VT)
Perdida (Algoritmo)	TP	FP	P
No Perdida (Algoritmo)	FN	TN	N
Total (Algoritmo)	P'	N'	Total

TABLA 5.1: Matriz de Confusión

Esta matriz de confusión, permite extraer distintos parámetros que evalúen la calidad del resultado obtenido en un proceso de detección de cambios utilizando técnicas de teledetección. A continuación se explican los dos parámetros más utilizados para este propósito: el porcentaje de precisión global y el coeficiente Kappa. Estas medidas de la precisión se han utilizado para evaluar diferentes métodos de detección de cambio [Foo02].

### 5.2.1. Porcentaje de precisión global

El porcentaje de precisión global (Global Acurrancy, GA) se define como la suma del número de celdas clasificadas correctamente y dividiendo por el número total de celdas que componen el área de referencia que representa la verdad terreno. Foody [Foo02] considera óptimo cualquier resultado a partir de un 85 de precisión global. Seguidamente

se muestra la expresión matemática de la precisión global.

$$GA = \frac{TP + TN}{T + F} \cdot 100 \quad (5.1)$$

### 5.2.2. Coeficiente Kappa

El coeficiente Kappa es otro indicador utilizado frecuentemente en un proceso de teledetección, en la fase correspondiente al control de calidad de los resultados [Chu98]. Este índice es una medida de la correspondencia entre los resultados de la detección de cambios y los datos verdad-terreno tomados como referencia, en relación a la exactitud de una variable aleatoria, en otras palabras, es una medida estadística que ajusta el efecto del azar en la proporción de la concordancia observada para elementos cualitativos (variables categóricas).

Según se indica en Jensen [Jen81], en detección de cambios en zonas urbanas es más apropiado utilizar el coeficiente Kappa, puesto que hace uso de toda la matriz de error.

$$KAPPA = \frac{\text{Total}.(TP + TN) - (P.P' + N.N')}{\text{Total}^2.(P.P' + N.N')} \cdot 100 \quad (5.2)$$

Coeficiente Kappa	Fuerza de la concordancia
0,00	Pobre
0,01-0,20	Leve
0,21-0,40	Aceptable
0,41-0,60	Moderada
0,61-80	Considerable
0,81-1,00	Casi perfecta

TABLA 5.2: Valoración del coeficiente kappa[LK77].

## 5.3. Pruebas y resultados experimentales

En esta sección se describirán las diferentes pruebas desarrolladas para la determinación de constantes establecidas dentro de los proceso metodológicos. Igualmente se exponen

los resultados obtenidos por la metodología empleado en el estado del arte, de manera a evaluar los datos de salida a través de métricas de evaluación.

### 5.3.1. Umbral de Vegetación

En la metodología hemos hablado y utilizado una variable estadística [4.2.2.2.2](#) hallada por un análisis previo del comportamiento espectral que presenta la cobertura vegetal. Dicha variable corresponde a la desviación.

Partiendo del las imágenes VCF [4.1.1.2](#) junto con las imágenes Landsat [4.1.1.1](#), se elaboro un cruzamiento de datos. En las imágenes VCF, los píxeles representan proporciones de vegetación existente en un espacio geográfico, mientras que las imágenes Landsat nos permite calcular NDVI. Se procedió a la obtención y calculo del NDVI en diferentes tiempos (1986, 1990, 2000) teniendo como referencia la fecha de la imagen VCF. Existe una colección disponible de imágenes VCF, del año 2000 hasta el 2010, en la que se tomo el año 2000 como referencia, por observar mayor porcentaje de cobertura vegetal que las demás. Una vez obtenidos los NDVI de cada fecha, se elaboro mascaras de la imagen VCF, en la que representaba existencia de vegetación para cada rango de porcentaje. Los rangos varían de 0-10, 0-20, 0-30, 0-40 y 0-50, no se analizaron en el rango completo debido a lo no existencia de píxeles con los valores.

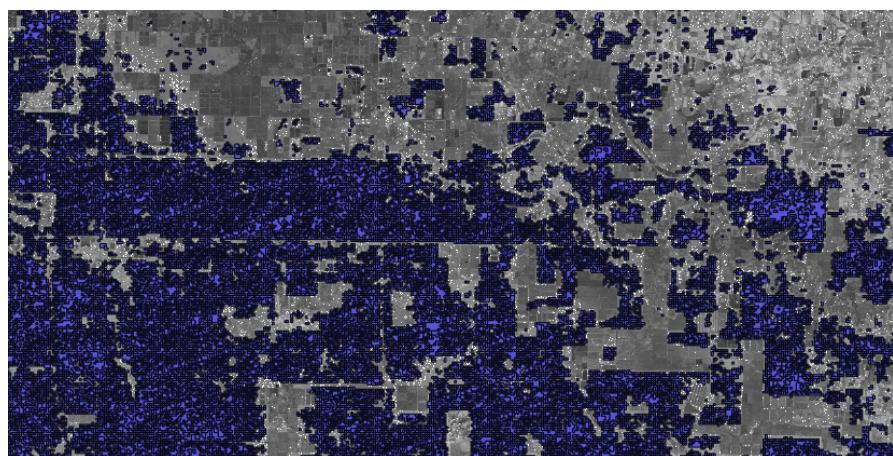


FIGURA 5.1: Mascara VCF de 0-30 % sobre NDVI año 2000

Posteriormente se extrajeron 2000 puntos aleatorios, para muestreo, de la mascara VCF, donde estaran los valores de NDVI..

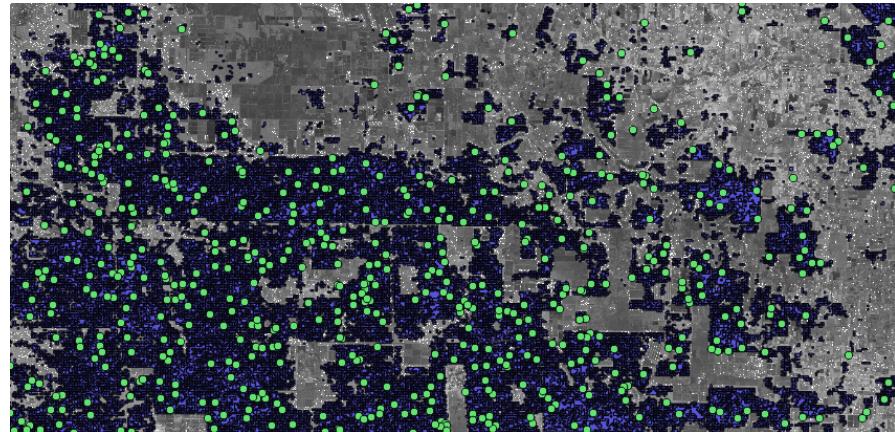


FIGURA 5.2: Puntos aleatorios dentro de la mascara VCF.

El procedimiento se repite para cada mascara en los distintos rangos. En total se obtiene 5 grupos por cada año estudiado con estadísticas ilustrada en la tabla 5.3.

Año 1986		
VCF (%)	NDVI (Media)	NDVI (Desviación)
50	0.356701	0.047891
40	0.344022	0.0507296
30	0.337696	0.061581
20	0.339586	0.0632055
10	0.335528	0.0727573
Año 1990		
VCF (%)	NDVI (Media)	NDVI (Desviación)
50	0.278804	0.0631834
40	0.264651	0.0679451
30	0.254145	0.0742348
20	0.252186	0.0759032
10	0.251421	0.0796667
Año 1990		
VCF (%)	NDVI (Media)	NDVI (Desviación)
50	0.0202133	0.0572825
40	0.0104289	0.0608757
30	-0.00337075	0.066776
20	-0.00663188	0.0695777
10	-0.0103891	0.0757546

TABLA 5.3: Media y desviación del muestreo realizado.

La tabla nos muestra claramente, que la media del NDVI es diferente para cada año, independientemente del porcentaje de vegetación evaluado. En este caso, no es conveniente tomar la media dentro de un patrón de comportamiento, con el fin de discriminar la vegetación. Por otro lado, las desviaciones presentan pequeñas diferencias no considerables, lo cual es debido, a que el área foliar (hojas) en la vegetación posee diferente vigor en cada estación o condición climática, al momento de ser capturado su reflectividad por sensores del satélite.

De esta manera se realiza un promedio entre todas las desviaciones, quedando como valor constante en la umbralización de vegetación  $\sigma_{ndvi} = 0,0658242733$ .

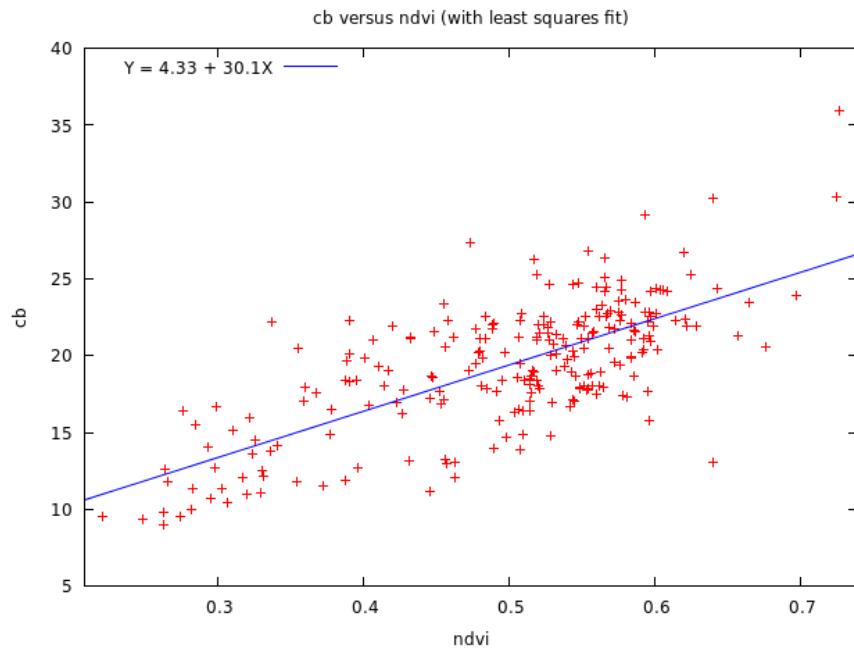
### 5.3.2. Estimación de pérdida de carbono forestal

Gracias al Mapa Global de Carbono 4.1.1.3 es posible analizar la relación que posee con los índices de vegetación. El mapa corresponde a fechas cercanas al año 2000, por lo que para el estudio, se obtuvieron imágenes Landsat del año 2003 para el cálculo de NDVI. Posteriormente se generaron 240 puntos aleatorios dentro áreas que correspondían a vegetación.

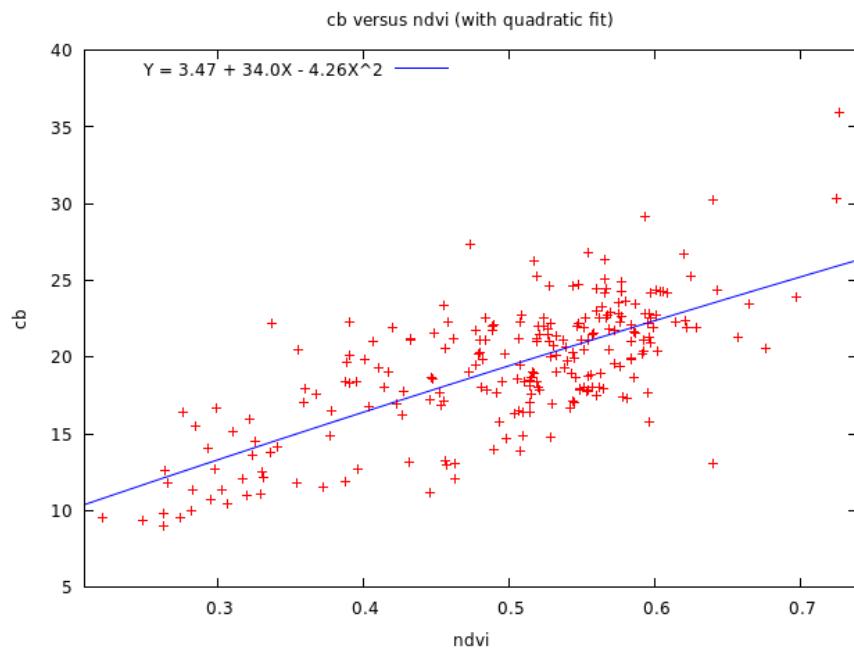


FIGURA 5.3: Puntos aleatorios.

Estos puntos fueron generados para interceptar en ellos, los NDVI y ton C/ha en el espacio geográfico. De esa manera nos permitió realizar un análisis de regresión. Inicialmente se halló una ecuación lineal, donde el coeficiente de determinación fue moderado ( $r^2 = 0,509125$ ).

FIGURA 5.4: Regresión Lineal.  $X = NDVI$ ,  $Y = TonC/ha$ 

En la misma forma se construye una ecuación cuadrática, pero el coeficiente de determinación era semejante al lineal  $r^2 = 0,509273$ .

FIGURA 5.5: Regresión cuadrática.  $X = NDVI$ ,  $Y = TonC/ha$

De esta manera, se opta por la ecuación lineal para el calculo de carbono en función al NDVI:

$$C = 4,33 + 30,1NDVI \quad (5.3)$$

Siendo  $C$  toneladas de carbono por hectárea.

### 5.3.3. Prueba experimental

Con el propósito de evaluar la calidad en la detección de cambio, se obtuvieron las imágenes que fueron utilizadas en la elaboración del Paraguay Forest Change Product 4.1.1.4. Dichas imágenes corresponden a la fecha 1-26-1992 del satélite Landsat-5 y 8-17-1999 del satelite Landsat-7, con path-row 228-76 del WRS-2 cubriendo al área del caso de estudio.

Se delimitaron 3 tipos de áreas, donde cada uno representa un sector relacionado al uso del suelo. Esto es con el fin de evaluar la detección en diferentes condiciones:

- **Área Urbana:** zona de aglomeramiento y mayor densidad poblacional. Existe predominio de actividades económicas no agropecuarias, sumado a la población total.
- **Área Rural:** se caracteriza por la inmensidad de espacios verdes que la componen y que por esta razón está destinada y es utilizada para la realización de actividades agropecuarias y agro-industriales, entre otras.
- **Área Húmeda:** zona de tierras, generalmente planas, cuya superficie se inunda de manera permanente o intermitente-mente.

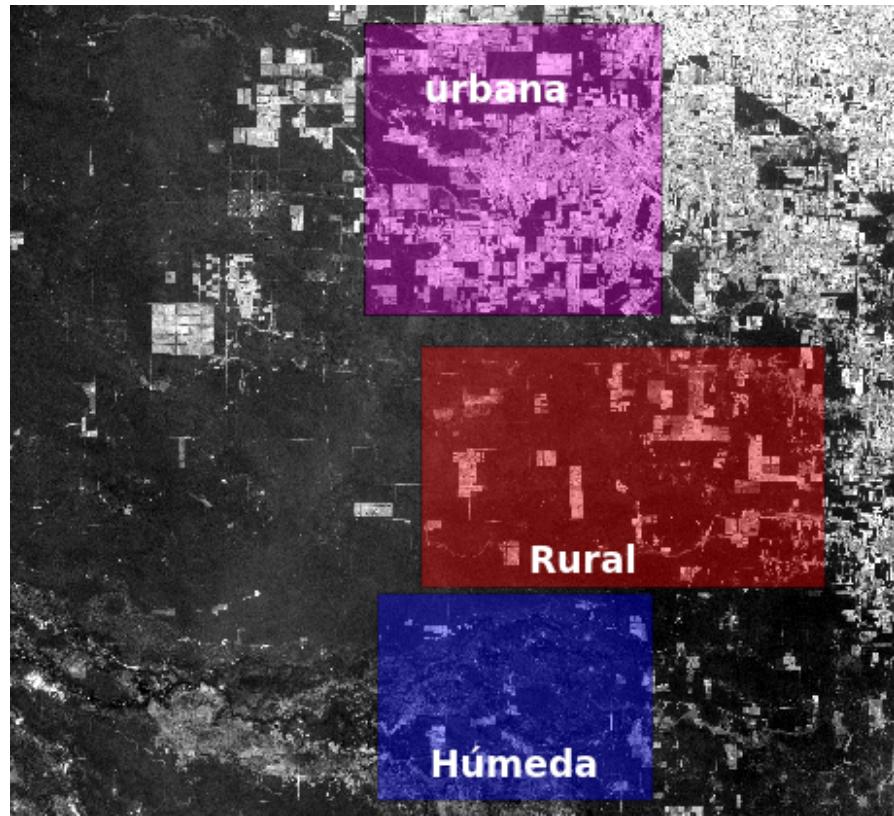


FIGURA 5.6: Sectores de estudio.

Sector	xMin	yMin	xMax	yMax	Has.	Km.
Urbano	748797.48	-2532113.76	799869.96	-2482116.50	255348.41	202.13
Rural	758474.37	-2578885.40	827825.42	-2537489.81	287082.72	221.49
Húmedo	750947.90	-2615442.54	798257.14	-2579960.61	167862.32	165.58

TABLA 5.4: Polígono de las áreas. Sistema de coordenadas UTM Zona 20 K.

La metodología fue implementada como un complemento al Quantum GIS [4.1.2.2](#), de manera a poder realizar las pruebas.

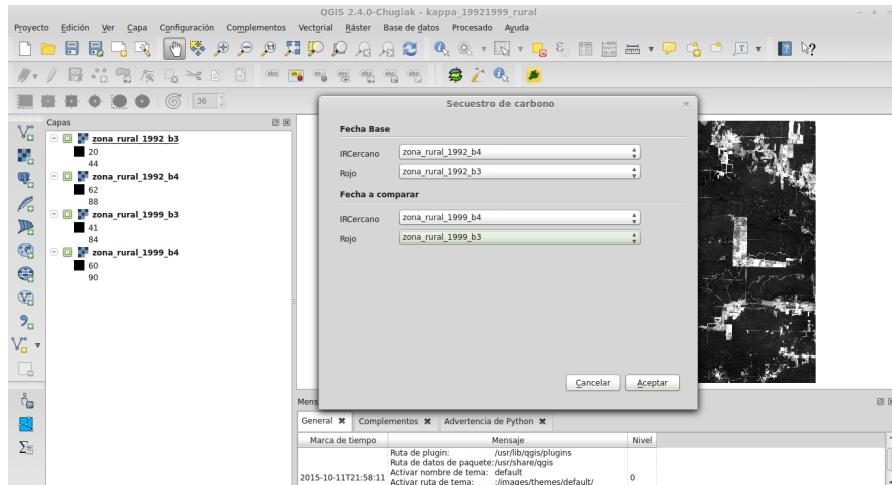


FIGURA 5.7: Complemento Quantum GIS.

El proceso de corrección de las imágenes satelitales [4.2.1](#), debido a que obtuvieron los productos L1T del USGS [4.1.1.1](#), no fueron implementados por ya poseer el preprocesamiento de corrección geométrica y radiométrica correspondiente. Esto es beneficioso al estudio en cuanto a costo, por no ser necesario el levantamiento de los puntos de control (GCP) en el terreno para la corrección geométrica específicamente. La interpolación espacial fue hecha por un polinomio cuadrático y la radiométrica por el método de convolución cubica.

Satélite	Path-row	Fecha	RMSE	GCP
Landsat-5	228-76	1-26-199	4.302	108
Landsat-7	229-76	8-17-1999	4.066	199

TABLA 5.5: RMSE obtenido del meta-dato de cada imagen obtenida.

Se recortaron las bandas de las imágenes, infrarroja cercana y roja ( $B4, B3$ ), para cada sector y fecha e introducidas como datos de entrada al complemento, ilustración [5.7](#). A continuación se muestran los resultados de cada sector con diferentes coeficientes de tolerancia, descripto en la sección [3.6.2.1](#), luego de pasar por el complemento:

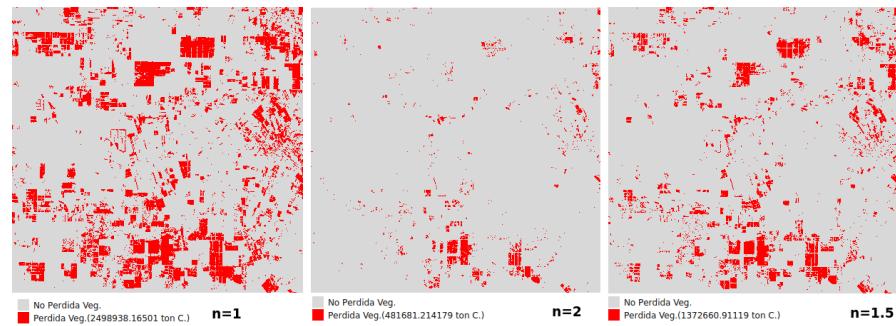


FIGURA 5.8: Área Urbana.

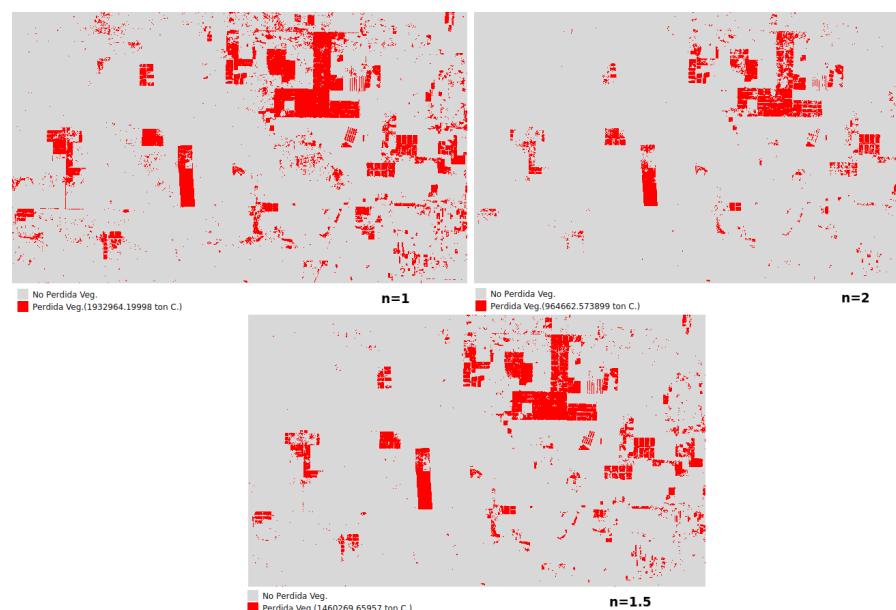


FIGURA 5.9: Área Rural.

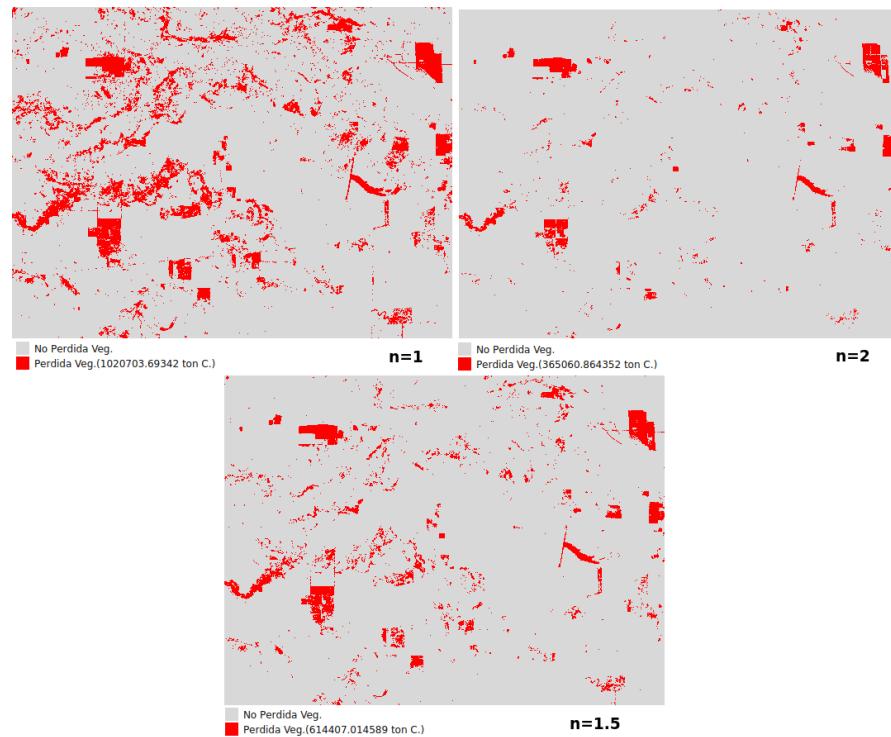


FIGURA 5.10: Área Húmeda.

#### 5.3.4. Discusión de resultados

La evaluación de la calidad en la detección de perdida forestal fueron hechas con la comparación del Paraguay Forest Change Product (PFCP) y los resultados obtenidos por cada sector y coeficiente de tolerancia ( $n$ ). El indice kappa y la precision Global nos permitira saber la calidad en los resultados de detección de cambio.

Previamente se realizo una re-clasificación en la imagen PFCP, ya que en ella refleja varios tipos de bosques y no bosques, por ello se procedió a dejar solo aquellos pixeles que representan perdida de vegetación en cualquier de los tipos.

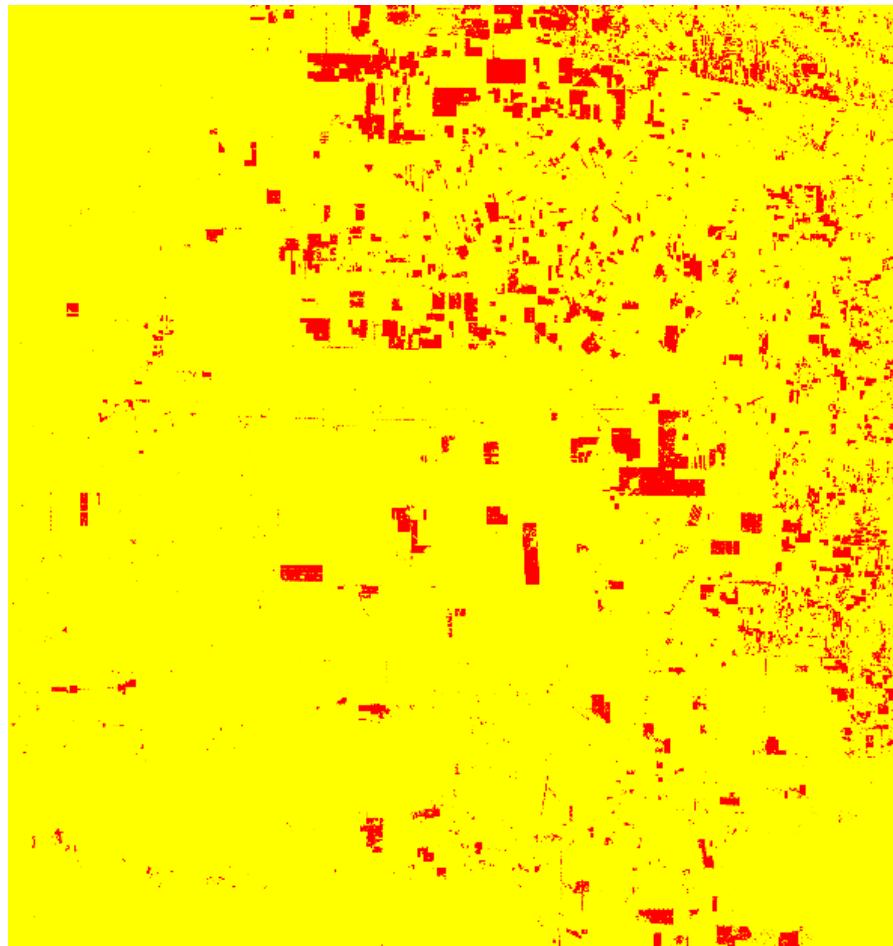


FIGURA 5.11: Re-clasificación de la imagen PFCP. Perdida = 2, Otros=1

Una vez generado la imagen de referencia para la evaluación, con ayuda de la aplicación GRASS GIS 4.1.2.1 se obtuvo los siguientes resultados:

<b>N=1</b>		
<b>Área</b>	<b>Kappa</b>	<b>Precisión Global</b>
Urbano	0.476389	84.257452
Rural	0.65782	93.82121
Húmeda	0.301541	90.624794
<b>N=1.5</b>		
<b>Área</b>	<b>Kappa</b>	<b>Precisión Global</b>
Urbano	0.315273	83.514875
Rural	0.671753	94.899171
Húmeda	0.425555	96.693648
<b>N=2</b>		
<b>Área</b>	<b>Kappa</b>	<b>Precisión Global</b>
Urbano	0.09368	81.642457
Rural	0.570687	94.33648
Húmeda	0.425555	96.693648

TABLA 5.6: Coeficiente Kappa y precisión Global obtenidos.

En la figura 5.12, podemos observar que los coeficientes kappas en todos los  $n$  son mejores para zonas rurales, variando en resultados moderados y considerables. Seguido por zonas húmedas, donde  $n = 1$  se obtienen resultados aceptables a diferencia de las demás que son moderadas. Por ultimo las zonas urbanos son las que presentan gran variación entre los coeficientes hallados para el, debiendo implementar tolerancia baja ( $n = 1$ ), al modelo de detección, para obtener resultados moderados. Los coeficientes son interpretados según la tabla 5.2.

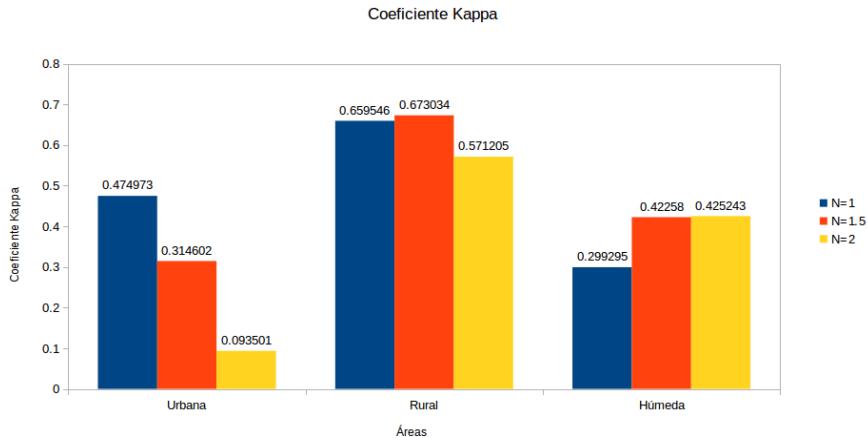


FIGURA 5.12: Coeficiente Kappa por cada Área y tolerancia.

La precisión global, según la ilustración 5.13, nos dice que el mejor resultado fue en la zona húmeda ( $n = 2$ ) bajando el porcentaje para los demás tolerancias. Pero en zonas rurales obtenemos porcentajes parejos y elevados para cualquier  $n$ . Tanto para zonas húmedas y rurales seg\xf1n Jensen [Jen81] son óptimos por sobrepasar el 85 %. Las zonas urbanas se encuentran entre 81 % - 85 % proximos al umbral, lo que los deja sin ning\xffn resultado satisfactorio.

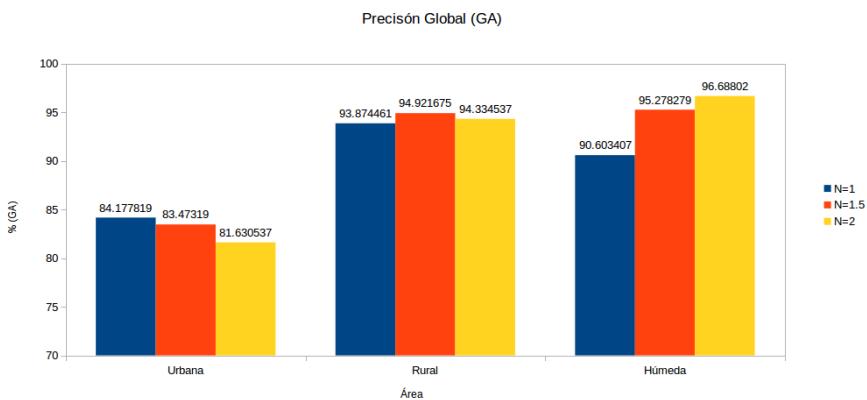


FIGURA 5.13: GA por cada Área y tolerancia.

### 5.3.5. Dificultades encontradas

Unas de las principales dificultades encontradas fueron en el proceso de corrección geométrica, debido a que es necesario ir al terreno para el levantamiento de puntos de control, sino se utilizan las imágenes Landsat proveídas por USGS 4.1.1.1. Otro punto considerable a lo que se refiere a dificultad, es que las imágenes Landsat presentan

un porcentaje de nubosidad, por lo que requerirá un pre-procesamiento que permita su utilización en el análisis.

Habiendo evaluado los resultados en base a los objetivos propuestos, en el siguiente y último capítulo se exponen las conclusiones de este trabajo y finalmente trabajos futuros que puedan dar continuidad a este trabajo final de grado.



# Capítulo 6

## Conclusiones y trabajos futuros

En base a los resultados obtenidos en la estimación de perdida de carbono en nuestra área de estudio, este capítulo nos presenta las conclusiones y recomendaciones para investigaciones futuras derivadas del trabajo:

### 6.1. Conclusiones

- Una vez evaluado las diferentes zonas de nuestro caso de estudio, podemos darnos cuenta que la metodología propuesta posee una mejor respuesta, respecto a la calidad, en áreas rurales. Esto es debido a que el Coeficiente kappa o los indices de acuerdo varían entre 0.57-0.67 y su precisión global sobrepasan el umbral optimo de 85 %, para cada coeficiente de tolerancia  $n$ . Por lo que se considera satisfactorio la metodología propuesta, ya que la perdida de carbono es un fenómeno frecuente en áreas con vegetación predominante.
- Para zonas donde la vegetación no predomina, esta metodología podría no resultar suficientemente conveniente. Las pruebas experimentales hechas en zonas urbanas, la precisión global y el coeficiente kappa no son óptimos por el cual se llega a esa interpretación.
- En áreas cercanas a ríos o sujetas a inundación, se observaron resultados aceptables para estudios con tolerancias medias y altas en la detección de perdida forestal. Por lo que el monitoreo en estos tipos de zonas con la metodología propuesta podría

ser aun de gran utilidad, ya que la presencia de agua en la vegetación modifica la respuesta espectral, dificultando su clasificación como cobertura vegetal.

- Mediante los análisis estadísticos empleados tanto para la determinación de umbrales vegetación/no vegetación como en el hallazgo de ecuaciones de transformación a carbono, nos indica que empleando extracciones de indices vegetales y variables estadísticas es posible generar metodologías no complejas destinadas al monitoreo ambiental. Esta sencillez nos libera de necesarias supervisiones y entrenamientos normalmente empleadas en teledetección.
- El mapa global de carbono [SHB<sup>+</sup>11] constituyó un factor importante para la automatización, al permitir determinar una ecuación que transforme el indice vegetal a carbono. De no existir, hubiese sido necesario aplicar previos muestreos forestales en el terreno.
- La corrección geométrica implica procesos que engloba visitas al terreno para levantamientos de puntos de control requeridas en las interpolaciones. Gracias a la utilización de imágenes Landsat L1T proveídas por la USGS, no fue necesario sumar ese costo a la metodología, automatizando-la por no haber necesidad de realizar dicho procedimiento.

La idea al elegir como caso de estudio parte del chaco paraguayo, es la de actuar de impulsora en la generación de herramientas para el monitoreo ambiental, donde con el empleo de procesamientos digital de imágenes satelitales que conlleven técnicas computacionalmente sencillas y automáticas podamos identificar alertas referentes a perdida en el contenido de carbono forestal. De manera que una vez detectado, a través de las estimaciones, se puedan generar políticas de acción o prevención contra los daños posibles al ambiente. El chaco paraguayo es una región muy afectada actualmente por la degradación y de-forestación en los bosques, donde la falta de recursos y el costo elevado en el monitoreo dificulta las intervenciones a tiempo, constituyendo un caso ideal e impulsora para la aplicación de metodologías como la propuestas en esta investigación.

## 6.2. Trabajos futuros

Se pretende que la metodología propuesta siga mejorando en términos de pre-procesamiento de las imágenes satelitales, ante factores que influyan en el momento de captura de los datos hechas por sensores remotos como también en técnicas que permita mejora la detección de cambio forestal, por lo que mencionamos como trabajos futuros:

- Proponer técnicas que permitan detectar y eliminar nubosidad en las imágenes satelitales.
- Mejorar la precisión global y el coeficiente kappa para zonas urbanas.
- Diseñar mejores técnicas que clasifique cobertura vegetal mediante la extracción de índices en todas las bandas.
- Adaptar la metodología, de manera a que permita recibir imágenes satelitales con diferentes resoluciones radiométricas.



# Bibliografía

- [A<sup>+</sup>08] Arild Angelsen et al. *Moving ahead with REDD: issues, options and implications.* Cifor, 2008.
- [ÁJB<sup>+</sup>01] G Ávila, F Jiménez, J Beer, M Gómez, and M Ibrahim. Almacenamiento, fijación de carbono y valoración de servicios ambientales en sistemas agroforestales en costa rica. carbon storage and fixation, and evaluation of environmental services in agroforestry systems in costa rica. *Agroforestería en las Américas (CATIE)*, 8(30):32–35, 2001.
- [AKB<sup>+</sup>05] Gregory P Asner, David E Knapp, Eben N Broadbent, Paulo JC Oliveira, Michael Keller, and Jose N Silva. Selective logging in the brazilian amazon. *Science*, 310(5747):480–482, 2005.
- [Ali10] Dr. Abdulrahman K. Ali. Remote sensing. 1, 2010.
- [AMVMEB<sup>+</sup>03] Miguel Acosta Mireles, Alejandro Velázquez Martínez, Jorge D Etchevers Barra, J Jesús Vargas Hernández, Hugo Ramírez Maldonado, Fabián Islas Gutiérrez, and ; Instituto de Recursos Naturales Programa Forestal. Colegio de Postgraduados, Campus Montecillo. *Diseño y aplicación de un método para medir los almacenes de carbono en sistemas con vegetación forestal y agrícolas de ladera en México.* PhD thesis, Tesis Doctoral. Colegio de Postgraduados. Montecillo, México, 2003.
- [AVKA03] León Bendayán Acosta, José Sanjurjo Vilchez, Risto Kalliola, and Fernando Rodríguez Achung. Experiencia de la tecnología de percepción remota para la elaboración del mosaico de imágenes de satélite landsat tm en la selva baja de la amazonía peruana. *Folia Amazónica*, page 73, 2003.

- [BdFM03] Isabel Basualdo, Isabel Gamarra de Fox, and Miguel Angel Morales. *Estrategia nacional y plan de acción para la conservación de la biodiversidad del Paraguay: ENPAB, Estrategia Nacional y Plan de Acción de Biodiversidad, 2004-2009.* Presidencia de la República, Secretaría del Ambiente, 2003.
- [BLMP06] Corey Baker, Rick Lawrence, Clifford Montagne, and Duncan Patten. Mapping wetlands and riparian areas using landsat etm+ imagery and decision-tree-based models. *Wetlands*, 26(2):465–474, 2006.
- [Chu98] E Chuvieco. El factor temporal en teledetección: evolución fenomenológica y análisis de cambios. *Revista de teledetección*, 10:39–48, 1998.
- [Dur14] Kris Vanessa Almando Dure. *Estimación de carbono almacenado en el Parque Nacional Defensores del Chaco según formación vegetal mediante imágenes satelitales, año 2014.* Universidad Nacional de Asunción, 2014.
- [eeS] Secuestro de Carbono en el Suelo. Captura de carbono.
- [ERdR04] J Estornell, LA Ruiz, and A del Rey. Análisis metodológico para la detección de cambios urbanos en la ciudad de valencia. *Revista de Teledetección*, 22:55–56, 2004.
- [fao03] Revista internacional de silvicultura e industrias forestales. *Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación*, 54, 2003.
- [Foo02] Giles M Foody. Status of land cover classification accuracy assessment. *Remote sensing of environment*, 80(1):185–201, 2002.
- [gl215] Global Land Cover Facility. <http://glcf.umd.edu/>, 2015.
- [GMKM<sup>+</sup>87] Apolo Rolando Garcidueñas Martínez, R Keyes, Martínez Menez Michael, R Mario, Zarate Lara, P Guillermo, and ; Programa Forestal. Colegio de Postgraduados, Campus Montecillo. *Producción de biomasa y acumulación de nutrientes en un rodal de Pinus montezumae Lamb.* PhD thesis, Tesis de Maestría. Colegio de Postgraduados, Montecillos, México, 1987.

- [GS03] M Garzuglia and M Saket. Wood volume and woody biomass. *Food and Agricultural Organization of the United Nations. Roma*, page 30, 2003.
- [HKS<sup>+</sup>09] Chengquan Huang, Sunghee Kim, Kuan Song, John RG Townshend, Paul Davis, Alice Altstatt, Oscar Rodas, Alberto Yanosky, Rob Clay, Compton J Tucker, et al. Assessment of paraguay's forest cover change using landsat observations. *Global and Planetary Change*, 67(1):1–12, 2009.
- [Jen81] John R Jensen. Urban change detection mapping using landsat digital data. *The American Cartographer*, 8(2):127–147, 1981.
- [lan13] Landsat Project Description. [http://landsat.usgs.gov//about\\_project\\_descriptions.php](http://landsat.usgs.gov//about_project_descriptions.php), 2013.
- [LB05] Dengsheng Lu and Mateus Batistella. Exploring tm image texture and its relationships with biomass estimation in rondônia, brazilian amazon. *Acta Amazonica*, 35(2):249–257, 2005.
- [LG01] JL Lovell and RD Graetz. Filtering pathfinder avhrr land ndvi data for australia. *International Journal of Remote Sensing*, 22(13):2649–2654, 2001.
- [LK77] J Richard Landis and Gary G Koch. The measurement of observer agreement for categorical data. *biometrics*, pages 159–174, 1977.
- [LK94] Thomas M Lillesand and Ralph W Kiefer. Remote sensing and image interpretation. john willey & sons. *Inc, United States of America*, 1994.
- [LKC14] Thomas Lillesand, Ralph W Kiefer, and Jonathan Chipman. *Remote sensing and image interpretation*. John Wiley & Sons, 2014.
- [MG13] Raul Martínez Garrido. Normalización radiométrica iterativa en detección de cambios: seguimiento del tipo de cambios asociados al ecosistema mediterráneo. 2013.

- [MMP02] José A Malpica, Juan Mena, and Javier Pedraza. Fusión de información con la teoría de la evidencia para la extracción de objetos cartográficos de imágenes aéreas. *Actas del Seminario Anual de Automática, Electrónica Industrial e Instrumentación*, 1:511–514, 2002.
- [MP97] Harald Mehl and Osvaldo Peinado. Fundamentos del procesamiento digital de imágenes, 1997.
- [MR99] A Mateu and LA Ruiz. Comparación y evaluación de métodos de normalización radiométrica relativa. *Revista de Teledetección*, 12:99–103, 1999.
- [nat15] El ciclo del carbono. [http://www.natureduca.com/cienc\\_gen\\_ciclocarbono.php](http://www.natureduca.com/cienc_gen_ciclocarbono.php), 2015.
- [Nel] Corcoran E. Duarte C. M. Valdés L. De Young C. Fonseca L. Grimsditch G Nellemann, C. Carbono azul. evaluación de una respuesta rápida.
- [Oje13] Fabian Miguel Peralta Ojeda. *ANALISIS DEL CAMBIO DE COBERTURA DE LA TIERRA Y ESTIMACION DE CARBONO EN EL AREA PARA PARQUE NACIONAL SAN RAFAEL, AÑO 2008/2013*. Universidad Nacional de Asunción, 2013.
- [Par] WWF Paraguay y la Facultad de Ciencias Agrarias ParLu. Desarrollo del estudio de lÍnea de base para el sitio piloto bosque atlantico alto parana (baapa).
- [Piz10] Cecilia Pizzurno. Proyecto de evaluación de flujos de inversión y financieros para la mitigación al cambio climático en paraguay. 54, 2010.
- [PO11] María Pérez Ortega. Aplicaciones de la teledetección y sig en la caracterización de humedales en la reserva de la biosfera de la mancha húmeda. 2011.
- [RAAKR05] Richard J Radke, Srinivas Andra, Omar Al-Kofahi, and Badrinath Roy-sam. Image change detection algorithms: a systematic survey. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 14(3):294–307, 2005.

- [RGGSCO<sup>+</sup>10] VF Rodríguez-Galiano, MJ García-Soldado, M Chica-Olmo, E Pardo-Igúzquiza, JP Rigol-Sánchez, and M Chica-Rivas. Análisis de cambios de usos del suelo en la «vega de granada»: correcciones radiométricas y evaluación del cambio land-cover change analysis in «vega de granada»: radiometric corrections. *Revista de Teledetección*, 2010(34):5–15, 2010.
- [Rob02] Michel Robert. *Captura de carbono en los suelos para un mejor manejo de la tierra*, volume 96. Food & Agriculture Org., 2002.
- [Sal02] Emilio Chuvieco Salinero. *Teledetección Ambiental: La observación de la Tierra desde el Espacio*. 2002.
- [SGC00] Bastienne Schlegel, Jorge Gayoso, and Javier Guerra. Manual de procedimientos para muestreos de biomasa forestal. *Universidad Austral de Chile*, 2000.
- [SH08] Zenia Salinas and Paulo Hernández. Guía para el diseño de proyectos mld forestales y de bioenergía. 2008.
- [SHB<sup>+</sup>11] Sassan S Saatchi, Nancy L Harris, Sandra Brown, Michael Lefsky, Edward TA Mitchard, William Salas, Brian R Zutta, Wolfgang Buermann, Simon L Lewis, Stephen Hagen, et al. Benchmark map of forest carbon stocks in tropical regions across three continents. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 108(24):9899–9904, 2011.
- [Sin89] Ashbindu Singh. Review article digital change detection techniques using remotely-sensed data. *International journal of remote sensing*, 10(6):989–1003, 1989.
- [SMIY00] SA Sader, EB Martinez, DE Irwin, and HT Yax. Estimación de la deforestación en la reserva de la biosfera maya, 1997-1999. *Nuevas Perspectivas de Desarrollo Sostenible en Petén. Ed. Guatemala, Guatemala, Facultad Latinoamericana de Ciencias Sociales (FLACSO)*, pages 321–324, 2000.
- [SRHS04] MVK Sivakumar, PS Roy, K Harmsen, and SK Saha. Satellite remote sensing and gis applications in agricultural meteorology. In *Proceedings of the Training Workshop in Dehradun, India. AGM-8, WMO/TD*, number 1182, 2004.

- [SZ05] FC Speranza and HR Zerda. Potencialidad de los índices de vegetación para la discriminación de coberturas forestales. *Proyecto Picto*, 12931, 2005.
- [tel06] Correciones a las imágenes de satélites. <http://www.um.es/geograf/sigmur/teledet/tema07.pdf>, 2006.
- [tel15] COMBINACIONES DE COLORES. <http://www.teledet.com.uy/tutorial-imagenes-satelitales/combinaciones-colores.htm>, 2015.
- [TL88] F Tung and Ellsworth LeDrew. The determination of optimal threshold levels for change detection using various accuracy indexes. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 54(10):1449–1454, 1988.
- [Tro12] Denise Trevisan Troche. *Identificación de cultivos mediante Imágenes Satelitales*. Universidad Nacional de Asunción, 2012.
- [Tsu12] Satoshi Tsuyuki. *Sensoramiento y tipos de sensores selección de datos de satélite*. Reducing Emissions from Deforestation and forest Degradation and the Role of Conservation, Sustainable Management of Forests and Enhancement, 2012.