



Universidad Nacional Mayor de San Marcos

Universidad del Perú. Decana de América

Facultad de Ciencias Físicas

Escuela Profesional de Física

Detección de cambios en áreas agrícolas usando espectroradiometría de campo y teledetección

TRABAJO DE INVESTIGACIÓN

Para optar el Grado Académico de Bachiller en Física

AUTOR

Jorge Armando PISCOYA SANTIBAÑEZ

ASESOR

José Carlos ECHE LLENQUE

Lima, Perú

2021



Reconocimiento - No Comercial - Compartir Igual - Sin restricciones adicionales

<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>

Usted puede distribuir, remezclar, retocar, y crear a partir del documento original de modo no comercial, siempre y cuando se dé crédito al autor del documento y se licencien las nuevas creaciones bajo las mismas condiciones. No se permite aplicar términos legales o medidas tecnológicas que restrinjan legalmente a otros a hacer cualquier cosa que permita esta licencia.

Referencia bibliográfica

Piscoya, J. (2021). *Detección de cambios en áreas agrícolas usando espectralradiometría de campo y teledetección*. [Trabajo de investigación de pregrado, Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Facultad de Ciencias Físicas, Escuela Profesional de Física]. Repositorio institucional Cybertesis UNMSM.

Hoja de metadatos complementarios

Código ORCID del autor	—
DNI o pasaporte del autor	72463437
Código ORCID del asesor	https://orcid.org/0000-0003-3667-4982
DNI o pasaporte del asesor	10710458
Grupo de investigación	GRUPO DE INVESTIGACION EN CIENCIAS DE LA TIERRA, CLIMA Y MEDIO AMBIENTE
Agencia financiadora	País de la agencia financiadora: Perú Nombre y siglas de la agencia financiadora: VRIP - UNMSM Nombre del programa financiero: Programa de Promoción de Trabajo de Investigación para optar el grado de Bachiller 2020 Número de contrato: B20130470a
Ubicación geográfica donde se desarrolló la investigación	Departamento de Lima. Coordenadas geográficas: Latitud: -12.0453 Longitud: -77.0311
Año o rango de años en que se realizó la investigación	2021
Disciplinas OCDE	Ciencias del Medio Ambiente https://purl.org/pe-repo/ocde/ford#1.05.08



Universidad Nacional Mayor de San Marcos
Universidad del Perú. Decana de América

FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS
ESCUELA PROFESIONAL DE FÍSICA

ACTA DE SUSTENTACIÓN DE TRABAJO DE INVESTIGACIÓN PARA OPTAR EL GRADO ACADÉMICO DE BACHILLER EN FÍSICA

Siendo las 16:00 horas del viernes 30 de abril del 2021, en la Sala de Sesión Virtual de la Facultad de Ciencias Físicas, bajo la Presidencia del Mg. Octavio Fashé Raymundo (Presidente), el Lic. Arnulfo Alipio Guillén Guevara (Miembro) y el Lic. José Carlos Eche Llenque (Asesor), se dio inicio a la Sesión Pública de Sustentación de Trabajo de Investigación para optar el Grado Académico de Bachiller en Física, del egresado:

Jorge Armando Piscocoya Santibañez

El Presidente del Jurado en primer lugar dio lectura al documento formal que designa al Jurado y aprueba el acto de sustentación del Trabajo de Investigación, así como el Resumen del Expediente e invitó al citado egresado a realizar la presentación y exposición de su Trabajo de Investigación:

“Detección de cambios en áreas agrícolas usando espectroradiometría de campo y teledetección”

Concluida la exposición del candidato y luego de las preguntas de rigor por parte del Jurado, el Presidente del Jurado con el apoyo de la Unidad de Informática, invitó al egresado y al público a abandonar momentáneamente la Sala de Sesión Virtual, para dar paso a la deliberación y calificación por parte del Jurado.

Al término de la deliberación del Jurado el Mg. Octavio Fashé Raymundo invitó al candidato y al público en general a pasar a la Sala de Sesión Virtual, para dar lectura al Acta de Calificación, en cuyo contenido se ha registrado la nota obtenida por el egresado, la misma que ha sido de:

18	DIECIOCHO	HONROSA
.....
(NÚMERO)	(LETRAS)	(MENCIÓN)

Habiendo concluido la Sustentación del Trabajo de Investigación, el Presidente del Jurado, remitirá el Acta al Vicedecano Académico de la Facultad de Ciencias Físicas, quien la suscribirá dando fe de la realización del acto virtual de manera remota.



Universidad Nacional Mayor de San Marcos
Universidad del Perú. Decana de América

FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS

ESCUELA PROFESIONAL DE FÍSICA

El Acta de Calificación será remitida al Director de la Escuela Profesional de Física quien a su vez solicitará la aprobación del Consejo de Facultad para el otorgamiento del Grado Académico de Bachiller en Física al egresado Jorge Armando Piscoya Santibañez.

Siendo las 17:00 horas, se dio por concluido el acto académico, expidiéndose tres (03) Actas originales de la Sustentación del Trabajo de Investigación.

Ciudad Universitaria, 30 de abril de 2021.

Mg. Octavio Fashé Raymundo
PRESIDENTE

Lic. Arnulfo Alipio Guillén Guevara
MIEMBRO

Lic. José Carlos Eche Llenque
ASESOR



Firmado digitalmente por ROJAS
ACUNA Joel FAU 20148092282 soft
Motivo: Soy el autor del documento
Fecha: 03.05.2021 10:22:31 -05:00

Dr. Joel Rojas Acuña
VICEDECANO ACADÉMICO - FCF

Datos de la plataforma virtual institucional del acto de sustentación:

Enlace:

Unirse a la reunión Zoom

<https://zoom.us/j/93983761848?pwd=UFBjTDZqM3pRQ3FKN1h0QzdseDQzd09>

ID de reunión: 939 8376 1848

Código de acceso: 884199

Grabación archivada en: <https://fb.watch/5fLZUeRi2B/>

AGRADECIMIENTOS

Agradezco, en primer lugar, a mi asesor el Lic. José Carlos Eche Llenque, por sus recomendaciones y dedicación durante todo el proceso de la elaboración del trabajo de investigación

Agradezco al Programa de Promoción de Trabajo de Investigación para optar el grado de Bachiller del Vicerrectorado de Investigación y Postgrado - VRIP de la UNMSM por el financiamiento otorgado para el desarrollo de este trabajo de Investigación.

Agradezco a todo su equipo de investigadores docentes y estudiantes del Grupo de Investigación Ciencias de la Tierra Clima y Medio Ambiente - CTCLIMA de la Facultad de Ciencias

Físicas por su apoyo técnico y científico para mejorar este trabajo.

Finalmente, agradezco al profesor Mg. Octavio Fashe, por su tiempo, esfuerzo, confianza y darme la oportunidad de integrarme al grupo de investigación CTCLIMA, pudiendo aprender y desarrollar mis habilidades en el campo de la física.

DEDICATORIA

Dedicado a mis padres por darme un hogar y darme la oportunidad de elegir dónde y que estudiar. También a una pequeña persona que me acompaña y apoya en todo momento, aunque grita mucho.

RESUMEN

El objetivo del trabajo de investigación es revisar métodos basados en píxeles aplicables a la detección de cambios en coberturas agrícolas producidos por eventos climáticos. El trabajo de investigación contempla, como primer paso una revisión bibliográfica de los fundamentos de radiometría, espectrometría de vegetación y de teledetección, abordando conceptos importantes como: Flujo de fotones, Angulo sólido, Radiancia, Irradiancia, Reflectividad, Transmisividad y Absortividad, a su vez enfatizando en las propiedades ópticas de la vegetación, su reflectancia en cada banda del espectro electromagnético por medio de espectroradiometría y satélites. Se mencionan también los tipos de resolución de los sensores e imágenes espectrales, siendo conceptos importantes para poder elegir una escena satelital. Seguidamente, se muestra el apartado metodológico donde se realiza una revisión de los índices espectrales más utilizados para caracterizar las propiedades biofísicas o bioquímicas de la vegetación, tal como: NDVI, SAVI, NBR, GCL, RGR, además se introdujo lo métodos más resaltantes en base a píxeles como: Diferencias de imágenes, Regresión de imágenes y Análisis de vector de cambios. Finalmente, se presentan las conclusiones respectivas de cada sección que permitirán recomendar los métodos más idóneos para cuantificar las áreas de cultivos afectadas a los investigadores y estudiantes interesados en el tema.

CONTENIDO

CAPITULO 1: Introducción.....	9
1.1 Justificación	11
1.2 Objetivos	11
1.2.1 Objetivo general.....	11
1.2.2 Objetivos específicos	11
CAPITULO 2: Marco Teórico	12
2.1 Fundamentos de radiometría	12
2.1.1 Numero de fotones.....	13
2.1.2 Flujo de fotones.....	14
2.1.3 Angulo solido.....	14
2.1.4 Intensidad (I_p)	14
2.1.5 Radiancia	15
2.1.6 Irradiancia.....	15
2.1.7 Reflectancia o reflectividad.....	15
2.1.8 Transmisividad	16
2.1.9 Absortividad.....	16
2.1.10 Relación de α, ρ, τ	16
2.2 Fundamentos de espectroradiometria de la vegetación.....	17
2.2.1 Propiedades ópticas de las hojas	17
2.2.1.1 Reflectancia en 400 - 700 nm	18
2.2.1.2 Reflectancia en el borde rojo (690 - 720 nm)	20
2.2.1.2 Reflectancia en el Infrarrojo cercano (700 – 1300 nm)	21
2.2.1.3 Reflectancia en el infrarrojo medio (1300 – 2500 nm)	22
2.2.2 Curva de reflectancia de la vegetación	22
2.2.3 Pigmentos	23
2.2.4 La reflectancia superficial	24
2.2.4.1 Reflectancia Superficial medida por Espectroradiometría	25
2.2.4.2 Reflectancia superficial medida por satélite	26
2.3 Fundamentos de teledetección	28
2.3.1 Proceso de teledetección.....	28
2.3.2 Resolución de los sensores	30
2.3.2.1 Resolución espacial	30
2.3.2.2 Resolución espectral.....	31
2.3.2.3 Resolución radiométrica.....	32

2.3.2.4 Resolución Temporal	32
2.3.3 Imágenes espectrales	33
2.3.3.1 Imágenes multiespectrales	33
2.3.3.2 Imágenes hiperespectrales	33
CAPITULO 3: Metodología.....	34
3.1 Firmas espectrales	34
3.2 Índices de vegetación	34
3.2.1 NDVI.....	34
3.2.2 SAVI	35
3.2.3 NBR.....	35
3.2.4 GCL	36
3.2.5 RGR.....	36
3.2 Clasificación Supervisada	37
3.2.1 Áreas de entrenamiento.....	37
3.2.2 Algoritmo de Región Incremental	37
3.2.3 Clases y Macroclases	38
3.2.4 Algoritmos de clasificación	40
3.2.4.1 Algoritmo de distancia mínima.....	40
3.2.4.2 Algoritmo de máxima Probabilidad	40
3.3 Detección de cambios	41
3.3.1 Diferenciación de imágenes	42
3.3.2 Regresión de imágenes	46
3.3.3 Análisis de vector de cambios	48
Capítulo 4: Conclusiones	52
4.1 Sobre los Fundamentos de radiometría	52
4.2 Sobre los Fundamentos espectrometría de la vegetación	52
4.3 Sobre los Fundamentos de teledetección.....	53
4.4 Sobre la metodología.....	53
BIBLIOGRAFIA.....	55

ÍNDICE DE FIGURAS

Fig. 2.1 Región óptica del espectro electromagnético.....	12
Fig. 2.2 Sistema radiométrico.....	13
Fig. 2.3 Sección de ángulo solido.....	14
Fig. 2.4 Espectro de absorción de los pigmentos vegetales.....	18
Fig. 2.5. Reflectancia espectral de los puntos P ₁ , P ₂ y P ₃	23
Fig. 2.6 Proceso de teledetección.....	29
Fig. 2.7 Formato de imagen digital de 7x9 pixeles.....	30
Fig. 2.8 Comparación de resolución espacial de 0.5 m/pixel y 2 m/pixel.....	31
Fig. 3.1 Selección de ROI en clasificación supervisada.....	37
Fig. 3.2 Ejemplo de región incrementada.....	38
Fig. 3.3 Esquema de clases y macroclases.....	39
Fig. 3.4 representación del histograma de la imagen 1.....	43
Fig. 3.5 Evolución del histograma de la imagen 2 al ser normalizada.....	43
Fig. 3.6 Imágenes tomadas en fechas distintas de la región en desarrollo de Adana.....	46
Fig. 3.7 Técnica de diferenciación de imágenes aplicado en la región de Adana.....	46
Fig. 3.8 Imágenes tomadas en fechas distintas de la región en desarrollo de Adana.....	48
Fig. 3.9 Esquema y formulación del método del vector de cambio.....	49
Fig. 3.10 Vector de cambios en el espacio dividido en 4 cuadrantes.....	50
Fig. 3.11 Esquema de transformación y vector de cambios.....	51
Fig. 3.12 Aplicación del vector de cambios para una interpretación visual.....	51

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 01. Pigmentos de la planta y su máxima absorción.....19

Tabla 3.1. Clasificación de macroclases y clases.....39

CAPITULO 1: INTRODUCCIÓN

La detección de cambios en teledetección se define como el proceso de identificar diferencias en una determina región comparando imágenes satelitales tomadas en diferentes fechas (Murat, 2012). Sin embargo, es difícil entender y adoptar los conocimientos de esta rama de la física sobre todo para los estudiantes, incluso para investigadores jóvenes que recién comienzan adentrarse en teledeteccion. Para ello se hace necesario una revisión y evaluación de los métodos de detección de cambios más apropiados, que permitan a la comunidad científica emergente desarrollar aplicaciones de detección de cambios a los problemas nacionales como el uso de la de la Tierra (suelo, vegetación, agua, etc.), monitoreo de bosques (deforestación en Áreas Naturales Protegidas), Gestión de Riegos de Desastres (inundaciones, Huaycos, deslizamientos), entre otros.

El desarrollo de nuevos sistemas de observación de la Tierra, dotados con nuevos sensores multiespectrales e hiperespectrales, complementados con instrumentos de medición a nivel de la superficie viene permitiendo a la comunidad científica internacional desarrollar nuevos conocimientos y métodos para la identificación y monitoreo de la cobertura terrestre (suelo, vegetación, agua, nieve/hielo, etc.) desde el espacio. Como consecuencia de ello, en la actualidad, la comunidad científica dispone de métodos e información satelital de libre acceso y sin costo para el desarrollo de sus aplicaciones, a través de las principales agencias espaciales del mundo. En el caso de nuestro país, CONIDA administra el Sistema Satelital PeruSAT-1 desde Septiembre 2016, y provee imágenes ópticas de alta resolución de los satélites PLEIADES 1A/1B, SPOT 6/7, PeruSAT-1. Por otro lado, nuestro país es afectado recurrente por desastres de origen natural y antrópicos, afectando a la población, sus bienes y sus medios de

vida. En este sentido la información satelital y sus productos derivados (como los mapas de cambios) son un insumo valioso para la toma de decisiones en caso de desastres.

A nivel nacional, el Grupo de Investigación Ciencias de la Tierra, Clima y Medio Ambiente (CTCLIMA) de la Facultad de Ciencias Físicas – FCF, viene propiciando la construcción de una base de datos espectrales de diferentes coberturas terrestres para su explotación en el desarrollo de algoritmos de reconocimiento y cambios de las coberturas terrestres para la toma de decisiones en la agricultura, la gestión del riesgo de desastres y el medio ambiente

El trabajo de investigación aborda la evaluación de los métodos existentes para detectar cambios en áreas agrícolas usando la teledetección y radiometría. Asimismo, se hace una revisión de los fundamentos de espectroradiometría de campo y teledetección.

1.1 Justificación

Los resultados del proyecto de investigación permitirán recomendar los métodos más idóneos para cuantificar las áreas de cultivos afectadas a consecuencia de eventos climatológicos. Además, servirá de base para la implementación de monitoreo de cultivos por medio de métodos de teledetección y espectrometría, siendo así un recurso indispensable para el desarrollo profesional, productivo y económico en el país.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo general

- Revisar los métodos de detección de cambios de la cobertura agrícola, usando espectroradiometría y teledetección.

1.2.2 Objetivos específicos

- Interpretar los resultados de los métodos aplicados a imágenes de satélite multiespectrales.
- Identificar los indicadores utilizados para la evaluación y comparación de los diferentes métodos.

CAPITULO 2: MARCO TEÓRICO

2.1 Fundamentos de radiometría

Se entiende por radiometría como la ciencia que mide la radiación electromagnética, utilizando técnicas y componentes para la medición de esta energía a lo largo de la región óptica del espectro electromagnético (Grum, 1979)

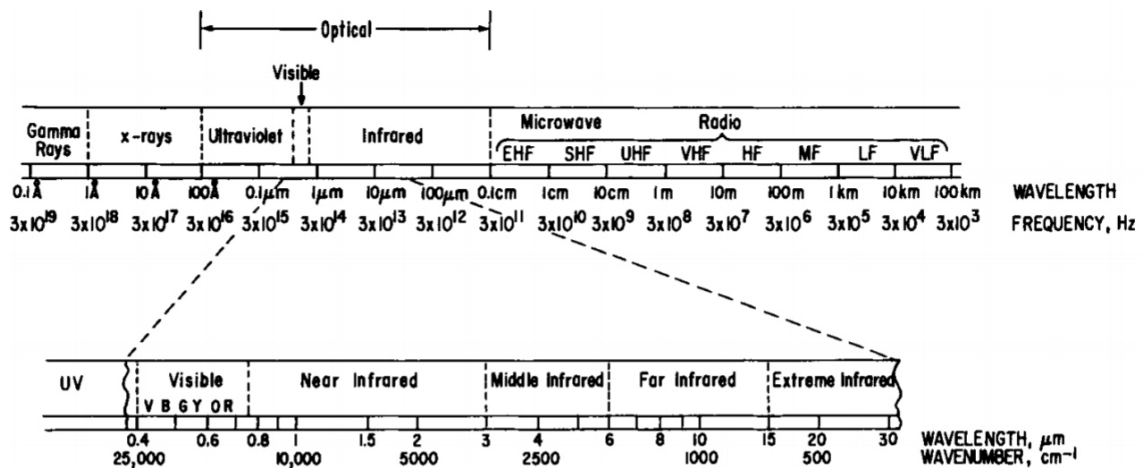


Fig. 2.1 Región óptica del espectro electromagnético (Grum,1979)

Cuando mencionamos un sistema de medición radiométrica en la mayoría de los casos contiene principalmente la energía radiante, un medio de transmisión por donde pasara dicha energía, un objeto que absorbe, transmite o refleja la energía, un conjunto óptico y un detector, la energía radiante es convertida a números digitales para luego ser procesada por software de señales.

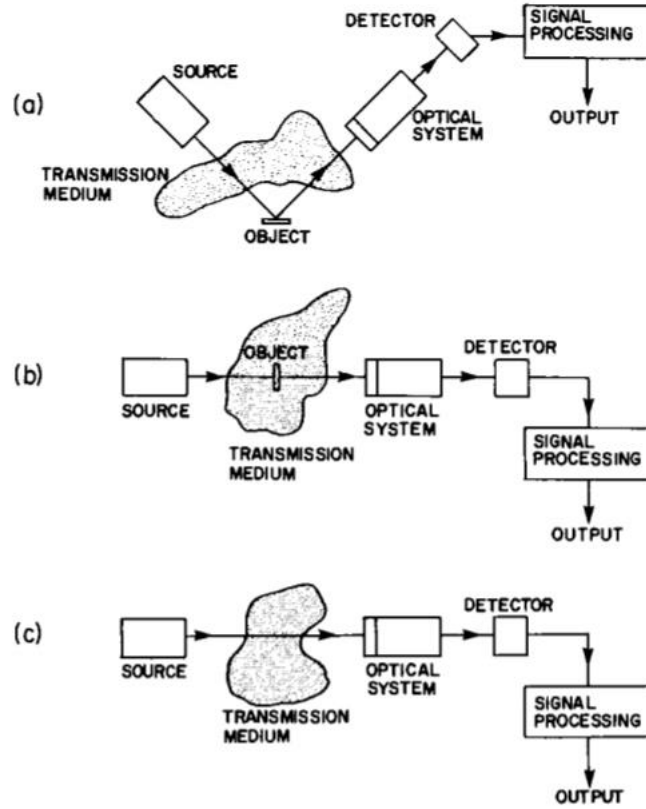


Fig. 2.2 Sistema radiométrico (Grum,1979)

En la figura 2.2 se muestra un sistema de medición radiométrica con sus principales componentes en donde lo que varía en cada uno de ellos es la presencia del objeto y el ángulo de transmisión.

2.1.1 Numero de fotones

El número de fotones (N_p) se obtiene de la concentración espectral de fotones (Q_v) o (Q_λ).

$$dN_p = Q_v dv \left(\frac{1}{hv} \right) = Q_\lambda d\lambda \left(\frac{\lambda}{hc} \right) \quad (2.1)$$

$$N_p = \int dN_p = \left(\frac{1}{h} \right) \int (Q_v/v) dv = \left(\frac{1}{hc} \right) \int (Q_\lambda \lambda) d\lambda \quad (2.2)$$

Donde v es frecuencia, h es la constante de Planck, λ es la longitud de onda y c la velocidad de la luz.

2.1.2 Flujo de fotones

Es el número de fotones emitidos o recibidos en un intervalo de tiempo

$$\Phi_p = dN_p/dt \quad (2.3)$$

Unidades, 1 por segundo (s^{-1})

2.1.3 Angulo solido

A menudo el concepto de ángulo solido está presente cuando se analiza un campo de radiación, este viene a ser la relación de un área de superficie esférica σ y el cuadrado del radio de la esfera

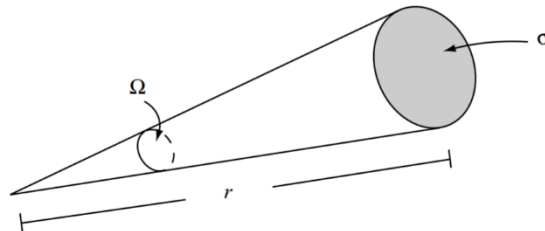


Fig. 2.3 Sección de ángulo solido (K.N LIOU, 2002)

$$\Omega = \sigma/r^2 \quad (2.4)$$

unidades de ángulo sólido se expresan en términos de estereorradián (sr)

2.1.4 Intensidad (I_p)

Se representa como el cociente del flujo de los fotones que provienen de una fuente que se expande en un ángulo solido con una dirección determinada por un elemento de ángulo sólido.

$$I_p = \frac{d\Phi_p}{d\Omega} \quad (2.5)$$

Unidades, 1 por segundo ($s^{-1} sr^{-1}$)

2.1.5 Radiancia

La radiancia describe la cantidad de radiación electromagnética que es emitida por un área en particular (flujo radiado), en un ángulo sólido dado en una dirección especificada.

$$L_p = d^2\Phi_p/d\Omega dA \cos\theta \quad (2.6)$$

2.1.6 Irradiancia

La irradiancia es el flujo de energía que llega a un cuerpo a través del espacio procedente de otro (que la ha emitido) Las unidades en que se mide son las unidades radiométricas y es en W/m^2 .

$$E_p = \frac{d\Phi_p}{dA} \quad (2.7)$$

Unidades, 1 por segundo ($s^{-1} sr^{-1} m^{-2}$)

2.1.7 Reflectancia o reflectividad

Lo definimos como la cantidad de radiación que es reflejada de una superficie, siempre será igual o menor a la radiación recibida, tiene valores entre 0 y 1. Para medirla se puede tomar en cuenta una semiesfera superior de una determinada superficie, se le llama de este modo reflectividad hemisférica.

$$\rho = \frac{\text{energía solar reflejada}}{\text{Energía solar incidente}} \quad (2.8)$$

2.1.8 Transmisividad

Es el porcentaje de radiación incidente en un cuerpo tal que no es reflejada ni absorbida, transmitiéndose a través del cuerpo. Los cuerpos que tienen una transmisividad nula son los cuerpos opacos.

$$\tau = \frac{\text{energía solar que se transmite}}{\text{Energía solar incidente}} \quad (2.9)$$

2.1.9 Absortividad

Es la porción de la radiación incidida en un cuerpo la cual es absorbida y convertida en energía calorífica, solo los cuerpos que se comportan como cuerpos negros pueden absorber el 100% de la radiación incidente.

$$\alpha = \frac{\text{energía solar absorbida}}{\text{Energía solar incidente}} \quad (2.10)$$

2.1.10 Relación de α, ρ, τ

La radiación solar que es usada como fuente natural al llegar a la superficie terrestre e interactuar con los cuerpos esta radiación incidente se descompone en tres componentes: reflectividad, transmisividad y absortividad, las cuales sumadas deben dar la unidad.

$$\alpha + \rho + \tau = 1 \quad (2.11)$$

2.2 Fundamentos de espectroradiometría de la vegetación

2.2.1 Propiedades ópticas de las hojas

La principal fuente de energía de los procesos biológicos de las plantas es la radiación solar que penetra la atmosfera terrestre. Existiendo así una división de tres categorías respecto a la interacción que tiene la radiación solar con las plantas, tales como: efectos térmicos, efectos fotosintéticos y efectos fotomorfológicos de radiación. Las plantas necesitan mantener una temperatura y el proceso de transpiración por el efecto térmico por ello utilizan el 70% de la radiación solar que absorben para convertirla en calor (Gates, 1965).

Alrededor del 28% de la radiación solar absorbida es usada para la fotosíntesis y alimentos orgánicos de alta energía denominándosele Radiación Fotosintética Activa (PAR). La región PAR posee propiedades ópticas las cuales dependen de factores como; especies, estructura de la superficie de la hoja, condiciones de radiación, espesor de la hoja, carotenoides de la hoja, contenido de clorofila, estructura interna de la hoja y materia seca por unidad de área de la hoja.

Cuando la radiación proveniente del sol es emitida sobre la hoja se refleja, absorbe o transmite. Estos procesos ópticos dependen de la longitud de onda de la radiación recibida, ángulo de incidencia, rugosidad de la superficie y las diferencias en las propiedades ópticas y contenido bioquímico de las hojas. La estructura de la hoja se basa en la epidermis y capa cuticular, siendo las primeras en recibir e interactuar con la radiación entrante. Dependiendo de la especie de hoja pueden tener pelos y/o cera sobre la capa cuticular pudiendo afectar el porcentaje de energía absorbida o reflejada por la hoja. La cantidad de energía absorbida o transmitida depende mucho de la longitud de onda y de los selectivos pigmentos que la hoja tiene.

2.2.1.1 Reflectancia en 400 - 700 nm

Es la región visible de espectro y se caracteriza por una fuerte absorción de radiación solar por parte de los pigmentos foliares, dando como consecuencia una baja reflectancia y transmitancia. Un ejemplo se da con la clorofila que absorbe la luz violeta-azul y rojo para el proceso de fotosíntesis, dejando de lado la luz verde es por esto que muchas especies de plantas poseen este color. El espectro de reflectancia de la vegetación verde muestra picos de absorción cerca de 420, 490 y 660 nm. La mayoría de estos causada por la fuerte absorción de la clorofila. En la tabla 1, se muestra los principales pigmentos encontrados en la mayoría de las plantas y su máxima absorción. Aunque todos los pigmentos muestran fuerte absorción de luz azul, aquellos del tipo clorofila dominan la respuesta espectral tanto como 5 a 10 veces más pigmentos de clorofila como carotenoides (Thenkabail, 2011)

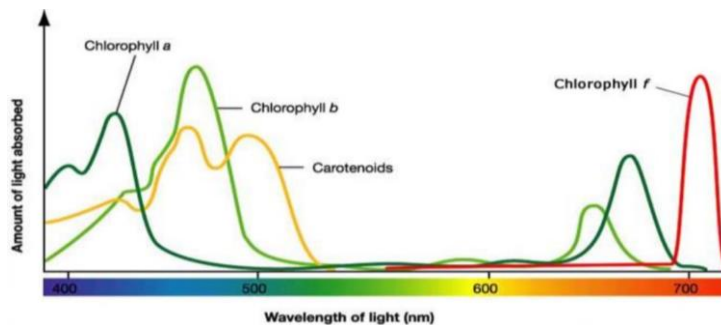


Fig. 2.4 Espectro de absorción de los pigmentos vegetales (McManus, 2021)

La planta utiliza la energía del espectro visible para poder sintetizar componentes orgánicos vitales para su proceso biológico como su crecimiento. Los cloroplastos son las organelas encargadas de absorber la energía solar usándola para convertir el dióxido de carbono y agua en carbohidratos;

En el interior de la planta ocurre un proceso de dispersión (Rayleigh y Mie) por refracción. Los responsables de la dispersión Rayleigh son los lisosomas, organelas celulares que tienen un tamaño de 0.1 μm y de aquí su capacidad de causar dispersión

Rayleigh, sin embargo, se le atribuye a la refracción la mayor parte de la dispersión, dado por las células de las plantas hidratadas que tienen diferencias en sus índices de refracción (índice de refracción 1.47) y aire inter-celular (índice de refracción de 1.0) (Willstatter and Stoll, 1913; Allen et al., 1973).

La absorción por parte de los pigmentos en la vegetación verde se da por mecanismos que involucran transiciones electrónicas. La absorción de la luz por parte de pigmentos como la clorofila y caroteno causan transiciones electrónicas en su estructura interna molecular y la usan para reacciones fotoquímicas. Solamente algunas longitudes de onda de la luz pueden causar transiciones electrónicas por parte de los pigmentos en las plantas.

Tipo de pigmento	Máxima absorción (nm)
Clorofila a	420, 490, 660
Clorofila b	435, 643
β -Carateno	425, 450, 480
α -Carateno	420, 440, 470
Xantofila	425, 450, 475

Tabla 01. Pigmentos de la planta y su máxima absorción

Durante la senescencia de la hoja. La clorofila se degrada más rápidamente que los carotenos. Esto lleva a un marcado incremento en reflectancia en las longitudes de onda del rojo mientras absorciones por clorofilas se reducen marcadamente. Los carotenos y xantofilas son ahora los químicos dominantes en las hojas, las hojas aparecen amarillas

debido a que el caroteno y xantofila absorbe la luz azul y reflejan luz verde y rojo. La combinación de la luz verde y rojo dan el color amarillo.

Cuando la hoja muere, aparecen pigmentos marrones (taninas), la reflectancia y transmitancia de la hoja en 400 – 750 nm decrece.

2.2.1.2 Reflectancia en el borde rojo (690 - 720 nm)

El borde rojo (red-edge), descrito primero por Collins (1978) es una característica de la respuesta espectral de la vegetación y aparece en la mayoría de los estudios característicos en la curva espectral. Este es caracterizado por baja reflectancia de la clorofila en el rojo y la alta reflectancia alrededor de los 800 nm asociado con la estructura interna de la hoja y contenido de agua. Dado que el borde rojo por si solo es una característica distante de aproximadamente 30 nm, a menudo es deseable cuantificarlo con un solo valor tal que este valor pueda ser comparado con tal u otras especies. Para esto se usó el punto de inflexión del borde rojo, el punto de máxima pendiente en la curva rojo infrarrojo.

Para determinar el punto de inflexión del borde rojo de manera precisa, se requiere un gran número de medidas espectrales en muchas bandas. A partir de estudios de Laboratorio y campo, esto no es un problema. Para datos donde un gran número de bandas no se dispone en la región del borde rojo, el punto de inflexión es aproximado por ajuste de la curva con pocos puntos. un método descrito por (Clevers, 1994) usa una función polinomial para describir la data y entonces obtiene el punto de inflexión desde la ecuación. Guyot y Baret (1988) aplican un simple modelo lineal a la pendiente del borde rojo. Ellos usan cuatro bandas de longitud de onda, centradas en 670, 700, 740 y 780 nm. Las medidas de reflectancia a 670 y 780 nm son usadas para estimar la reflectancia del punto de inflexión (Ecuación 02) y un procedimiento de interpolación

lineal fue aplicado entre 700 nm y 740 nm para estimar la longitud de onda del punto de inflexión

$$R_{red-edge} = (R_{670} + R_{780})/2 \quad (2.12)$$

$$\lambda_{red-edge} = 700 + 40 ((R_{red-edge} + R_{700})/(R_{740} + R_{700}))$$

La posición y forma del borde rojo ha sido utilizado como indicador del contenido de clorofila, biomasa y estrés hídrico de la planta.

2.2.1.2 Reflectancia en el Infrarrojo cercano (700 – 1300 nm)

Las plantas generalmente tienen una alta reflectividad y transmitancia en la región infrarrojo cercano, en contraste a luz visible en las longitudes de onda del visible, los niveles de energía de la luz infrarrojo cercano no mayormente para reacciones fotoquímicas y no son absorbidos por cloroplastos y otros pigmentos. Los pigmentos no contribuyen a las propiedades de reflectancia en el infrarrojo cercano de las hojas, por ejemplo, muestran que solamente el 5% de la radiación NIR se absorbe, 55% de refleja y 40 se transmite en hojas de cítricos. La proporción absorbida, dispersada o reflejada en la región NIR variará entre especies y depende principalmente de la estructura interna de las hojas.

En el dosel de la vegetación, la reflectancia en el NIR es mucho mayor que para hojas solas. Cuanta más radiación en NIR pasa a través de las hojas individuales, las múltiples capas de hojas de un dosel tienen un efecto aditivo sobre la reflectancia. Parte de la radiación transmitida por la primera capa de hojas es retro reflejada por capas subsecuentes.

2.2.1.3 Reflectancia en el infrarrojo medio (1300 – 2500 nm)

La región de infrarrojo medio es caracterizada por una fuerte absorción del agua y menos absorción de otros contenidos bioquímicos foliar. La reflectancia en esta región es mucho más baja que en NIR. Las principales bandas de absorción del agua están centradas en 2660, 2730 y 6270 nm y sobre todo son observadas a 1200, 1450, 1940 y 2500 nm. El incremento de contenido de agua en las hojas no solamente disminuye la reflectancia en las bandas de absorción del agua, también disminuirá la reflectancia en otras regiones como se dijo. Similarmente a los pigmentos, donde las absorciones son causadas por transiciones electrónicas, las absorciones de agua son causadas por transiciones en los estados vibracional y rotacional de las moléculas de agua.

Los bioquímicos de la hoja que absorben en la región infrarrojo medio incluyen: lignina, celulosa, almidón, proteínas y nitrógeno. Las absorciones de estos químicos no son muy fuertes y son generalmente enmascarados por la absorción del agua en hojas frescas. Estos son más claros de distinguir en el espectro de hojas secas.

2.2.2 Curva de reflectancia de la vegetación

Las propiedades ópticas de las hojas están influenciadas por la concentración de clorofila y otros bioquímicos, contenido de agua y estructura de la hoja, Estas características son muy variables y por lo tanto también la reflectancia de la vegetación es el resultado de un proceso cambiante muy complejo dentro de las hojas y el dosel. Por consideraciones físicas, sugerimos usar mayormente intervalos espectrales para propósitos de discriminar plantas asociados con clorofila y agua, y otra región donde ambos son transparentes. Específicamente, intervalos centrados alrededor de 680, 850, 1650 y 2200 nm parecen ser más útiles para discriminar tipos de hojas (Allen, W.A

1973). El primer intervalo es la región visible y las otras corresponden a picos de las ventanas atmosféricas.

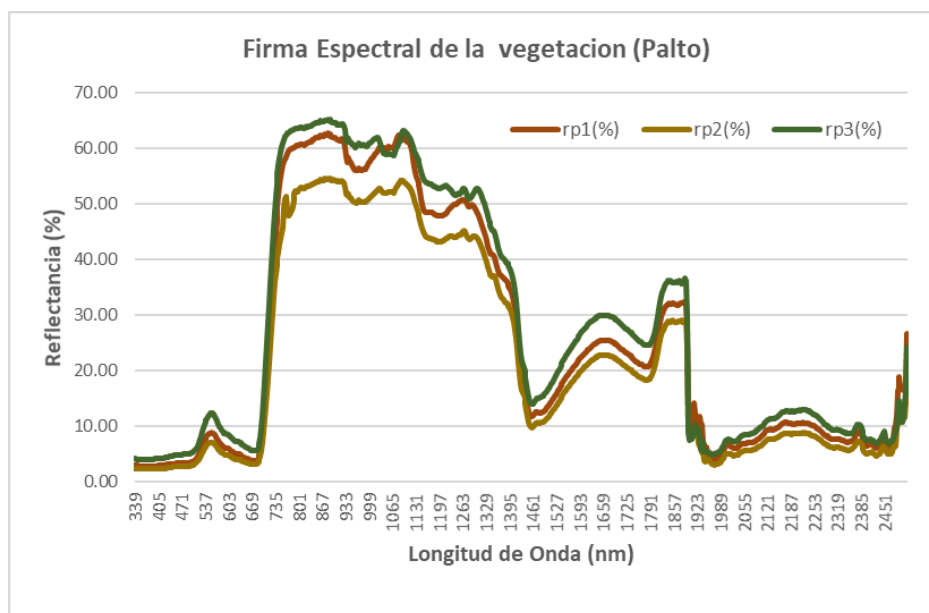


Fig. 2.5. Reflectancia espectral de los puntos P₁, P₂ y P₃, distribuidos en una parcela de cultivo de Palto. (Datos provistos por GI CTCLIMA, 2021)

2.2.3 Pigmentos

Todas las plantas tienen clorofila a y la mayoría también tienen clorofila b, c o d. La clorofila a y b son las más frecuentes en la mayoría de las plantas, pero en total se han logrado aislar aproximadamente 10 formas, cada una con un espectro de absorción único. La clorofila se encuentra en el cloroplasto, una organela altamente funcional que alberga la maquinaria completa de la fotosíntesis. Los pigmentos operativos en el cloroplasto incluyen la clorofila (65%), carotenos (6%) y xantofila (29%).

El NDVI (Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada) obtenido a partir de sensores remotos se define como:

$$NDVI_{SR} = \frac{(\rho_{NIR} - \rho_{Red})}{(\rho_{NIR} + \rho_{Red})} \quad (2.13)$$

A partir de las medidas de espectroradiometría de campo y usando la definición de borde rojo, es posible obtener el NDVI de borde-rojo y el Índice de Clorofila de borde-rojo como:

$$NDVI_{red-edge} = \frac{(\rho_{800} - \rho_{700})}{(\rho_{800} + \rho_{700})} \quad (2.14)$$

$$CI_{red-edge} = \frac{(\rho_{750-800})}{(\rho_{750-800})} - 1 \quad (2.15)$$

Estos índices son sensibles al contenido de clorofila por debajo de 300 mg /m².

2.2.4 La reflectancia superficial

La reflectancia superficial o albedo superficial se define como la razón de la radiancia espectral reflejada por la superficie a la irradiancia espectral incidente en la superficie, determina el flujo solar disponible en la superficie y es el parámetro esencial en la discusión del clima sobre la Tierra. El albedo superficial depende del tipo de superficie. Para las superficies de agua, el albedo oscila entre el 6 y 9%, excepto en los casos de bajo ángulo solar asociado con altas latitudes. Para suelos, el albedo puede variar de 10 a 40%, por ejemplo, los desiertos y las dunas de arena tienen albedos entre 30-40%, mientras que los prados y bosques están alrededor del 10%. El albedo de la nieve y el hielo están por encima del 40%. El albedo de superficies de vegetación varía mucho con la longitud de onda

Es preciso distinguir los procedimientos de cálculo de la reflectancia superficial medida por espectroradiometría de campo y medido por satélites de observación de la Tierra en el espectro.

2.2.4.1 Reflectancia Superficial medida por Espectroradiometría

Se basa en la medida de un espectro de reflectancia usando los datos de calibración de un panel de referencia.

La reflectancia espectral relativa $R_{rel}(\lambda)$ como una función de la longitud de onda se define como la razón de la radiancia espectral del objeto $L(\lambda)$, a su correspondiente espectro de referencia relativo $E_{rel}(\lambda)$:

$$R_{abs}(\lambda) = \frac{L(\lambda)}{E_{rel}(\lambda)} \quad (2.16)$$

El espectro de reflectancia relativo es habitualmente medido en campo registrando un espectro de luz reflejado por un panel de referencia.

La reflectancia espectral absoluta $R_{abs}(\lambda)$ como una función de la longitud de onda se define como la razón entre el espectro del objeto $L(\lambda)$ a la irradiancia espectral $E(\lambda)$.

$$R_{abs}(\lambda) = \frac{L(\lambda)}{E(\lambda)} \quad (2.17)$$

Generalmente, en espectroradiometría no se mide $E(\lambda)$ directamente, en lugar de eso se registra el espectro de un panel de referencia calibrado en laboratorio. Por lo tanto, lo que se mide es la irradiancia relativa, $E_{rel}(\lambda)$, Esto es la irradiancia espectral $E(\lambda)$ multiplicado por la reflectancia espectral del panel de referencia, $R_{panel}(\lambda)$.

$$E_{rel}(\lambda) = R_{panel}(\lambda)E(\lambda) \quad (2.18)$$

Si $R_{panel}(\lambda)$, es conocido, entonces la reflectancia absoluta puede ser calculado a partir de las medidas de reflectancia relativa.

$$R_{abs}(\lambda) = \frac{L(\lambda)}{E(\lambda)} = \frac{R_{panel}(\lambda)L(\lambda)}{E_{rel}(\lambda)} = R_{panel}(\lambda)E_{rel}(\lambda) \quad (2.19)$$

Por lo explicado, para convertir una medida de reflectancia relativa a reflectancia absoluta, la reflectancia espectral debe ser multiplicada por la reflectancia del panel que fue usado para registrarlo.

2.2.4.2 Reflectancia superficial medida por satélite

Se basa en la medida de la reflectancia en el tope de la atmosfera, la cual debe ser reducida a nivel de la superficie, mediante un proceso de inversión de la ecuación de transferencia radiativa, que toma en cuenta los efectos producidos por la atmosfera sobre la radiancia espectral y la geometría de observación del satélite.

Los efectos atmosféricos (absorción y emisión), son responsables de modificaciones sustanciales de la reflectancia espectral superficial medida por sensores a bordo satélites. Es por tanto necesario corregir los efectos atmosféricos para recuperar los efectos atmosféricos. Los métodos de corrección atmosférica consisten en modelar los procesos de absorción molecular, dispersión molecular y aerosol. Los métodos actuales que estiman los efectos atmosféricos utilizan un modelo de transferencia radiativa cuyos parámetros de entrada son los contenidos de gases atmosféricos integrados verticalmente, propiedades ópticas de aerosoles y condiciones geométricas.

A partir de la teoría de transferencia radiativa, la reflectancia superficial en una determinada banda i , $R_i(\theta_s, \theta_v, \Delta\phi)$, puede ser expresada como (Vermote et al., 1997):

$$R_i(\theta_s, \theta_v, \Delta\phi) = \frac{R_i^{ac}(\theta_s, \theta_v, \Delta\phi)}{1 + S_i R_i^{ac}(\theta_s, \theta_v, \Delta\phi)} \quad (2.20)$$

Siendo:

$$R_i^{ac} = \frac{R_i^{TOA}(\theta_s, \theta_v, \Delta\phi) / tg_i(\theta_s, \theta_v) - R_i^a(\theta_s, \theta_v, \Delta\phi)}{t_i(\theta_s) t_i(\theta_v)} \quad (2.21)$$

Donde:

R_i^{TOA} : es la reflectancia medida en la banda i en el tope de la atmosfera (TOA).

θ_s, θ_v : son los ángulos cenit solar y de observación del satélite.

$\Delta\phi$: es el acimut relativo entre la dirección sol y satélite.

S_i : es el albedo esférico de la atmosfera en la banda i

tg_i : es la trasmisión de los gases atmosféricos en la banda i asociada con la absorción gaseosa en el camino sol-objetivo-sensor.

$R_i^a(\theta_s, \theta_v, \Delta\phi)$: es la reflectancia atmosférica.

$t_i(\theta_s)$ y $t_i(\theta_v)$: son la dispersión atmosférica total en el camino sol-objetivo y objetivo-sensor, respectivamente.

Generalmente, las medidas de composición atmosférica y propiedades ópticas de aerosoles son escasas y en peor de los casos no tienen. En la mayoría de casos se utilizan medidas obtenidas directamente desde satélites o datos climatológicos. Los gases más

importantes en las bandas visibles e infrarrojo cercano que se deben tener en cuenta son el vapor de agua y el ozono.

2.3 Fundamentos de teledetección

La teledetección o sensoramiento remoto es una de las disciplinas físicas que se basan en la observación de fenómenos terrestres y atmosféricos, con el paso del tiempo adquirió una notable relevancia para las investigaciones en ciencia, obteniendo información de datos recolectados por los sensores a bordo de satélites o medios aéreos que recorren un área específica.

La capacidad de obtener información de una manera remota la vuelve versátil en muchos campos aplicándose en agricultura, sistemas ambientales, zonas de riesgo y usos militares. El proceso que realiza se basa en la conversión de la radiancia a valores digitales las cuales quedan grabadas por intensidades en píxeles que serán plasmados en imágenes satelitales para su posterior análisis.

2.3.1 Proceso de teledetección

El proceso de teledetección con satélites involucra elementos fijos que son usados en la mayoría de sistemas de teledetección, como es de esperarse lo primero que se requiere es una fuente de energía electromagnética que ilumine nuestra área de estudio, para propósitos de esta monografía se usara una fuente natural como lo es el sol.

La radiación solar en su recorrido atraviesa la atmosfera e interacciona con está sufriendo de fenómenos físicos tales como absorción reflexión y dispersión. Luego solo un porcentaje de la radiación logra llegar a la superficie terrestre interactuando con los objetos de estudio. La radiación que es emitida en ellos se descompone en transmitida, absorbida y reflejada, tanto el porcentaje de energía reflejada como la absorbida

dependerán de la estructura y características de los objetos los cuales nos permitirán distinguirlos de otros.

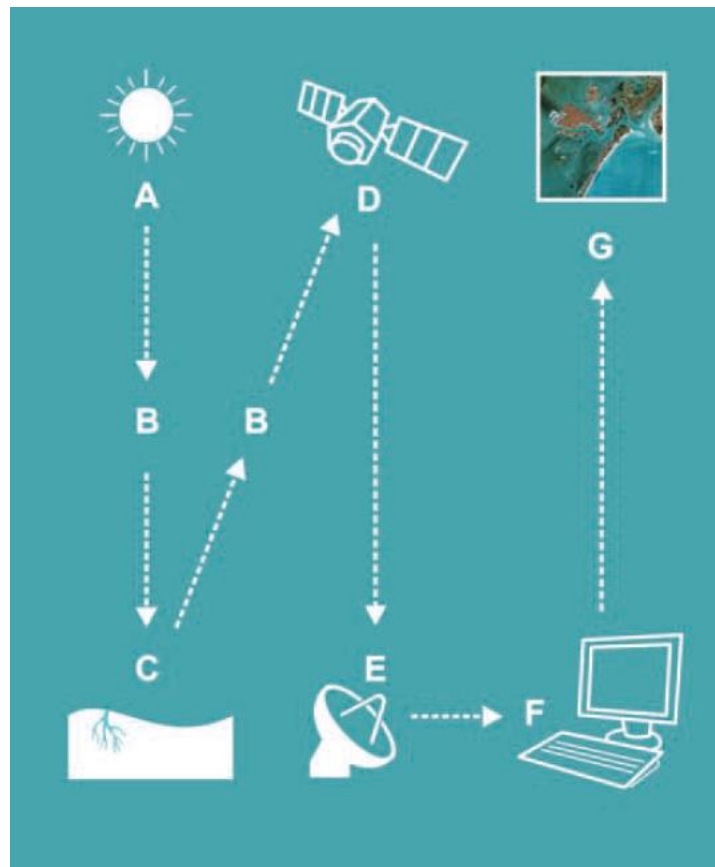


Fig 2.6 Proceso de teledetección (Labrador, 2012)

Un sensor que puede estar en un satélite o a bordo de vehículo aéreo recoge y graba la energía radiante que fue reflejada por los objetos en la superficie terrestre. Esta energía que es recibida por el sensor es transmitida y decodificada por una estación donde los datos son procesados para su conversión en imágenes digitales.

La imagen digital se interpreta mediante diferentes bandas del espectro electromagnético para extraer información para finalmente aplicar la información obtenida para resolver problemas particulares.

2.3.2 Resolución de los sensores

Uno de los factores más importantes dentro de los sensores que están instalados en los satélites usados en teledetección es la resolución, que son capaces de determinar características de las imágenes que brindan.

2.3.2.1 Resolución espacial

La resolución espacial viene a ser una medida representada por un pixel en base a la distancia angular o lineal más pequeña que pueda capturar un sensor.

El pixel por definición es de forma cuadrada, es por ello que lo que define la resolución espacial de un sensor es la longitud medida sobre un terreno de un lado de pixel y se expresa por metros/pixel.

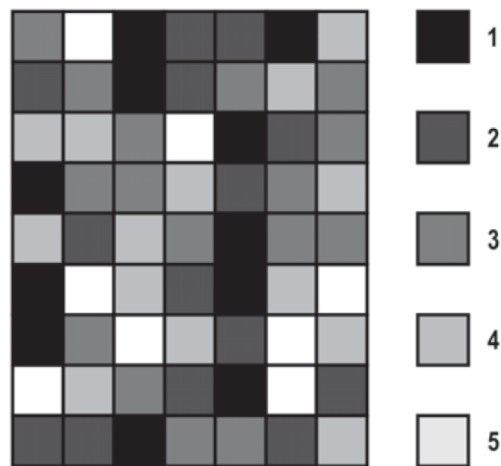


Fig 2.7 Formato de imagen digital de 7x9 pixeles. Los tonos clasificados por intensidad de grises hacen referencia a los niveles de energía que detecto el sensor (Labrador, 2012)

Mientras menor sea la superficie que represente un pixel en una imagen digital mayor será la resolución espacial. Labrador nos brinda un ejemplo en su libro con una imagen de resolución 0.5 m/pixel que permite distinguir objetos pequeños sin embargo la misma imagen con una resolución de 2 m/pixel dificulta la observación en comparación a la imagen anterior.



Fig 2.8 En la izquierda se ve una imagen con resolución espacial de 0.5 m/pixel y a la derecha la misma imagen con una resolución espacial de 2 m/pixel (Labrador, 2012)

Para que se pueda reconocer un objeto homogéneo en una imagen digital su tamaño debe ser mayor al tamaño del terreno que representado en un pixel.

2.3.2.2 Resolución espectral

La resolución espectral es referida al número y ancho de bandas espectrales que posee un sensor. Dependiendo de cuan estrecha sea la banda mayor será la resolución espectral.

En respuesta de una superficie ante la radiación electromagnética difiere respecto a material y su estructura, debido a esto las firmas espectrales que se reciben también son diferentes, los investigadores deben clasificar las firmas espectrales para poder reducir el trabajo de análisis.

Tenemos que considerar también que no todos los sensores poseen las mismas cantidades de bandas, por ello la información de un sensor no será la misma que capte otro. Las bandas discriminan longitudes de onda. Definiremos entonces a la resolución espectral como la anchura y numero de bandas espectrales que capte.

2.3.2.3 Resolución radiométrica

Es la energía mínima que un pixel necesita para incrementarse en un valor digital (ND), si la definimos por su extensión sería llamado intervalo dinámico donde interviene un máximo de número de niveles digitales.

Actualmente la resolución radiométrica está en valores de 11 bits que suelen ser niveles de 0 a 2047 en un sistema digital.

En la atmósfera existen fenómenos físicos como la absorción y dispersión de la radiación los cuales son responsables de la reducción de los números digitales en las imágenes, siendo las más afectadas las longitudes de onda corta, teniendo como resultado una pérdida de contraste.

2.3.2.4 Resolución Temporal

Se define como el ciclo o la repetición del intervalo de tiempo que existe entre dos imágenes sucesivas que se toman de una misma porción de cobertura terrestre por parte de un sensor, se le suele denominar como periodo de revisita y depende de la órbita de viaje del satélite que contenga el sensor.

También hay satélites los cuales pueden redireccionar sus sensores logrando que en una zona específica aumente la frecuencia de toma, ayudando a procesos que intervengan en eventos de durabilidad en el tiempo.

La resolución temporal de un sensor depende de tres factores primordiales:

- la orientación del sensor
- el ancho de barrido
- latitud

Existe la posibilidad de poder tomar imágenes de la misma zona en diferentes periodos de tiempo es por ello que para la detección de cambios en alguna zona específica la

resolución temporal es de gran ayuda.

2.3.3 Imágenes espectrales

Son las imágenes digitales que son capturadas por sensores en vehículos remotos como satélites, son obtenidas dependiendo de las longitudes de ondas específicas en las bandas, en longitudes de onda del espectro visible puede corresponder a longitudes de onda centrales como la luz azul 475 nm, luz verde 520 nm y luz roja 650 nm. Una imagen digital en colores RGB es una imagen multibanda compuesta por tres bandas de imagen espectral.

2.3.3.1 Imágenes multiespectrales

Se refiere a imágenes digitales las cuales fueron capturadas por muchas bandas, así pueden formar imágenes multiespectrales, donde no solo pueden incluir bandas del espectro visible, sino también del infrarrojo, es decir superando los 700 nm.

2.3.3.2 Imágenes hiperespectrales

Las imágenes hiperespectrales contienen cientos de bandas de longitudes de onda específicas y contiguas, son capaces de producir imágenes con denso color y rica en información, con la capacidad de tener cientos de datos en píxeles por hoja lo que se le considera como una resolución buena.

Las imágenes hiperespectrales suelen usar secciones de espectro para las plantas variando desde el ultravioleta (UV) (a partir de ~ 250 nm) hasta el infrarrojo de onda corta (SWIR, ~ 2500 nm).

CAPITULO 3: METODOLOGÍA

3.1 Firmas espectrales

Las firmas espectrales se centran en los perfiles de radiancia que es emitida por cualquier objeto en la superficie terrestre, esta radiación puede ser producida por el objeto o reflejada como es en el caso de las plantas al reflejar un porcentaje de la radiación solar que incide en ellas. Posee valores específicos como su temperatura o textura y componentes biofísicos del objeto según su tipo.

Este comportamiento variado de los objetos de estudio hace posible su análisis mediante sensores con diferentes bandas del espectro magnético. Por ejemplo, longitudes de onda como el azul dentro del visible ayudan a identificar comportamiento hídrico y erosiones en coberturas, mientras que el infrarrojo medio ayuda en geología, el infrarrojo próximo es usado para la teledetección en vegetación.

3.2 Índices de vegetación

Los índices de vegetación (VI) son arreglos algebraicos que están en función de intensidades de reflectancia captadas por más de una banda, que tienen por finalidad relacionar propiedades espectrales con parámetros biofísicos en vegetación.

3.2.1 NDVI

El índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) es uno de los índices que más se aplica en investigaciones, también es el más conocido por los estudiantes. Este índice muestra la relación normalizada de las bandas del infrarrojo cercano y rojo. Con el NDVI se puede encontrar el contenido de clorofila y la densidad de plantas con un vigor verdeo, uno de sus principales usos es para detectar los cambios en el crecimiento de la vegetación.

$$NDVI_{SR} = \frac{(\rho_{NIR} - \rho_{Red})}{(\rho_{NIR} + \rho_{Red})} \quad (3.1)$$

Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada

$$NDVI_{red-edge} = \frac{(\rho_{800} - \rho_{700})}{(\rho_{800} + \rho_{700})} \quad (3.2)$$

NDVI de borde-rojo

$$CI_{red-edge} = \frac{(\rho_{750-800})}{(\rho_{750-800})} - 1 \quad (3.3)$$

Clorofila de borde-rojo

3.2.2 SAVI

Índice de vegetación ajustado al suelo, está destinado a la corrección de la influencia que pueda tener el suelo cuando se estudia vegetación, posee un parámetro L que depende de la densidad vegetal y cumplirá la función de corrección por influencia del suelo. En el caso de vegetación intermedio se usa un valor predeterminado de 0,5, mientras para vegetación de gran densidad que sean equivalentes al NDVI se usan valores próximos al 0 y para la vegetación de baja densidad de usan parámetros próximos al 1

$$SAVI_{SR} = \left(\frac{(\rho_{NIR} - \rho_{Red})}{(\rho_{NIR} + \rho_{Red} + L)} \right) (1+L) \quad (3.4)$$

3.2.3 NBR

Índice normalizado de área quemada, también conocido como índice de calcinación ayuda a la identificación de zonas de vegetación que llegaron a ser afectadas por

incendios, dependiendo del valor que de como resultado se puede identificar el nivel de severidad del incendio a la vegetación. Este indicador debe ser considerado cuando ocurre un incendio de grandes magnitudes. Las bandas del SWIR y el NIR son de vital importancia en este índice debido a su comportamiento opuesto característico en la vegetación, eso quiere decir que mientras mayor diferencia exista entre el SWIR y el NIR, se categoriza como un mayor daño a la estructura vegetal.

$$NBR_{SR} = \frac{(\rho_{NIR} - \rho_{SWIR})}{(\rho_{NIR} + \rho_{SWIR})} \quad (3.5)$$

3.2.4 GCL

El índice de cobertura verde o también llamado índice de clorofila (GCL), se caracteriza por la detección de niveles de clorofila en la vegetación. Las estaciones del año influyen la cantidad de clorofila en la vegetación, también influye los niveles de estrés al que está sometida, por lo que resulta interesante para analizar las masas vegetales desde un punto de vista fenológico.

$$GCL_{SR} = \frac{(\rho_{NIR})}{(\rho_{GREEN})} - 1 \quad (3.6)$$

3.2.5 RGR

Índice de proporción de rojo-verde. Cuando la vegetación presenta un exceso de luz ultravioleta o la clorofila se degrada en algunos meses del año, las hojas tienden a generar un color rojizo como un mecanismo de defensa, en estos casos es útil y se recomienda usar el índice RGR, para el análisis de esta masa vegetal.

$$RGR_{SR} = \frac{(\rho_{RED})}{(\rho_{GREEN})} \quad (3.7)$$

3.2 Clasificación Supervisada

Es un proceso por el cual se utilizan pixeles de la escena de estudio los cuales ya son conocidos e identificados, estos tienen que estar dentro de una área de entrenamiento y se les utiliza para identificar pixeles que aún son desconocidos.

Las etapas de clasificación vienen a estar dadas por:

- Etapa de entrenamiento.
- Selección del algoritmo de clasificación adecuado y clasificación.
- Operaciones de post clasificación.

3.2.1 Áreas de entrenamiento

Un paso importante dentro de la clasificación supervisada es la elección de una o varias regiones de interés (Rois, o Areas de entrenamiento), dependiendo de la clase de cobertura de análisis. Las Rois vendrían a estar conformadas por polígonos sobre las áreas que son homogéneas en una escena, superponiéndose a pixeles que son de la misma clase de cobertura.



Fig. 3.1 Selección de ROI en clasificación supervisada (Silverio, 2013)

3.2.2 Algoritmo de Región Incremental

El Algoritmo de Región Incremental permite seleccionar los pixeles similares a un pixel semilla, refiriéndonos a pixel como un pixel central que está definido y será tomado para guiar a los que están a su alrededor, considerando la similitud espectral (es

decir, la distancia espectral) de los píxeles adyacentes. En SCP, el Algoritmo de Región Incremental está disponible para la creación de áreas de entrenamiento.

En la figura 3.2, se muestra un ejemplo de Región Incremental el pixel central, usando como semilla (imagen a), para la región incremental de una banda (imagen b) con el parámetro distancia espectral = 0.1; los píxeles similares son seleccionados para crear el área de entrenamiento (imagen c, e imagen d).

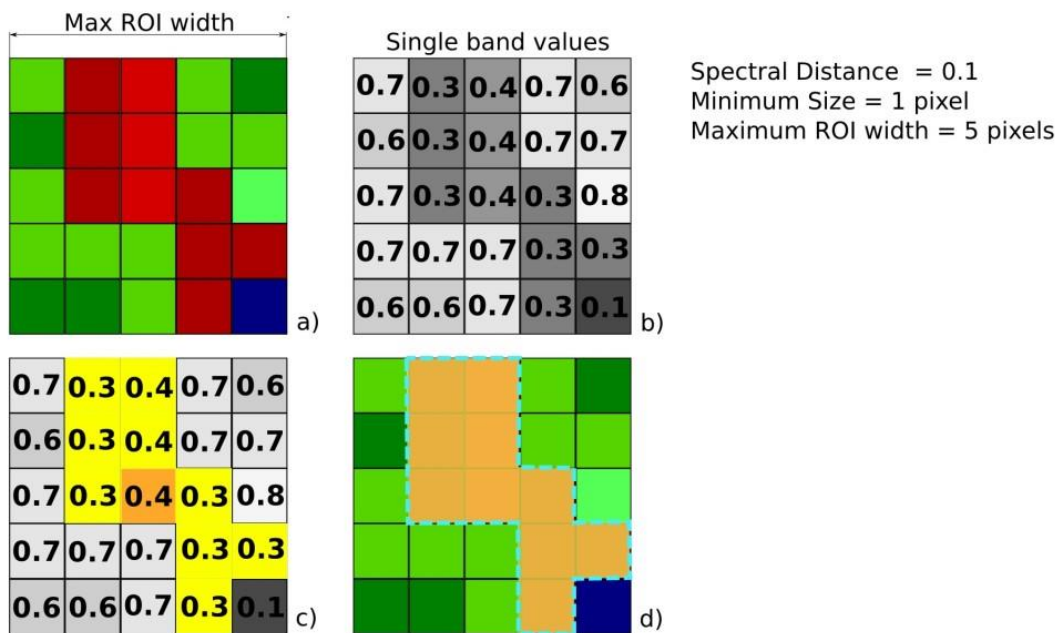


Fig. 3.2 ejemplo de región incrementada (Congedo,2017)

3.2.3 Clases y Macroclases

Se pueden hacer divisiones en las coberturas de suelo y estas con las clases y las macroclases que se identifican con un identificador (ID arbitrario). En SCP la definición de una macroclase se da (MC ID) y de una clase (CD ID), viniendo a ser códigos para identificar clases y macroclases.

Una macroclase contiene a varias clases, las cuales contendrían un grupo de Rois con diferentes ID de clases. Se utilizan para clasificar materiales que tienen distintas firmas espectrales en una cobertura de suelo

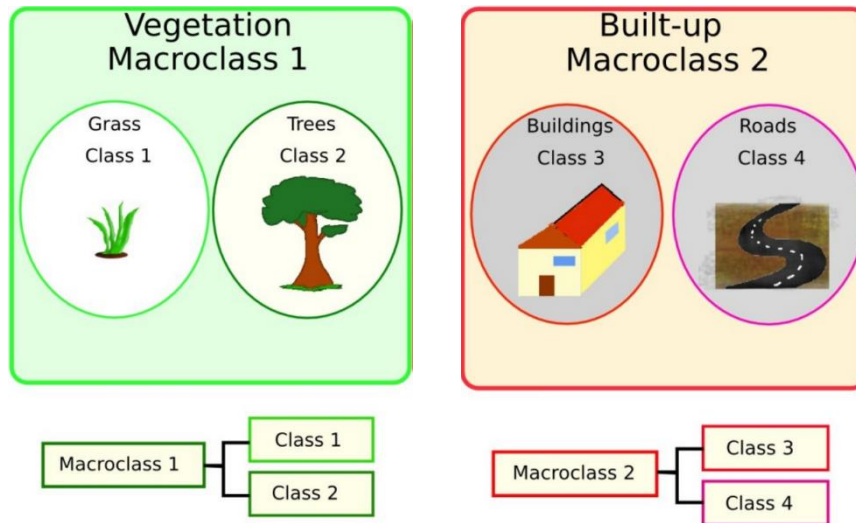


Fig 3.3 Esquema de clases y macroclases (Congedo, 2017)

Un ejemplo se muestra en la figura 3.3, siendo posible identificar pasto (Clase ID = 1 y Macroclase ID= 1), arboles (Clase ID = 2 y Macroclase ID = 1) como la clase VEGETACION (Macroclase ID = 1). Varias clases ID pueden ser asignados a una misma Macroclase ID, pero no viceversa ya que una contiene a la otra. En la siguiente tabla se muestra su clasificación:

Nombre de Macroclase	Macroclase ID	Nombre de clase	Clase ID
Vegetación	1	Pasto	1
Vegetación	1	Arboles	2
Construcciones	2	Construcciones	3
construcciones	2	Caminos	4

Tabla 3.1. Clasificación de macroclases y clases

3.2.4 Algoritmos de clasificación

Las firmas espectrales que encontramos en una cobertura de suelo pueden ser calculados en función a los pixeles que poseen cada Roi que tengan las mismas Clase ID o Macroclase ID. El algoritmo de clasificación, clasifica las escenas valiéndose de los valores de cada pixel de las firmas espectrales que están en las clases de referencia. El SCP posee varios algoritmos de clasificación, pero los más importantes son:

3.2.4.1 Algoritmo de distancia mínima

El algoritmo Distancia Mínima calcula la distancia Euclídea $d(x,y)$ entre las firmas espectrales de los pixeles de la imagen y las firmas espectrales de entrenamiento, de acuerdo a la siguiente ecuación:

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (3.8)$$

- x = vector de firma espectral de un pixel de la imagen;
- y = vector de firma espectral del área de entrenamiento;
- n = número de bandas de la imagen.

$$x \in C_k \iff d(x, y_k) < d(x, y_j) \forall k \neq j \quad (3.9)$$

- C_k = clase de cobertura kk ;
- y_k = firma espectral de la clase kk ;
- y_j = firma espectral de la clase jj .

3.2.4.2 Algoritmo de máxima Probabilidad

El algoritmo de máxima Probabilidad, calcula las distribuciones de probabilidad para las clases, estimando si un pixel pertenece a una clase de cobertura.

$$g_k(x) = \ln p(C_k) - \frac{1}{2} \ln |\Sigma_k| - \frac{1}{2} (x - y_k)^t \Sigma_k^{-1} (x - y_k) \quad (3.10)$$

- C_k = clase de cobertura k ;
- x = vector de firma espectral de un pixel de la imagen;
- $p(C_k)$ = probabilidad de que la clase correcta sea C_k ;
- $|\Sigma_k|$ = determinante de la matriz de covarianzas de los datos en la clase C_k ;
- Σ_k^{-1} = inversa de la matriz de covarianzas;
- y_k = vector de firma espectral de la clase k .

Por consiguiente:

$$x \in C_k \iff g_k(x) > g_j(x) \forall k \neq j \quad (3.11)$$

3.3 Detección de cambios

La resolución es un factor importante cuando se habla de detección de cambios en imágenes satelitales, uno de los primeros satélites lanzados al espacio es el LANSAT que contaba con sensores de 30 a 100 metros de resolución, actualmente los sensores llegan a tener resoluciones de hasta 0.5 metros.

El método de pixeles era uno de los primeros en ser usados en detección de cambios y aunque se usan hasta el día de hoy, los métodos van volviéndose más sofisticados surgiendo así enfoques basados en características.

Hay factores que pueden afectar las medidas tales como: diferencias en las condiciones atmosféricas, el ángulo del sol y la humedad del suelo. Una recomendación podría ser tomar las imágenes en la misma época del año

Es necesario un registro preciso de las imágenes, de lo contrario las imágenes sin registro podrían causar resultados errados.

Según Singh la regresión de imágenes produce la mayor precisión en detección de

cambios seguida de la relación de imágenes y la diferenciación de imágenes.

3.3.1 Diferenciación de imágenes

Es una de las técnicas que más se usa en detección de cambios, consiste en la resta de píxeles de dos imágenes tomadas en distintas fechas. Supondremos que tenemos dos imágenes con fechas distintas (T_1 y T_2), las podemos representar matemáticamente como:

$$I_d(x, y) = I_1(x, y) - I_2(x, y) \quad (3.12)$$

Ambas imágenes pertenecen a la misma área, donde:

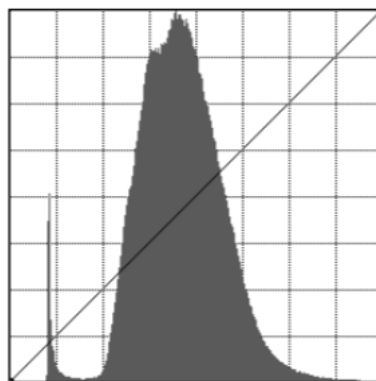
- I_1 y I_2 son las imágenes obtenidas
- (x, y) son las coordenadas de los píxeles

Debemos tener en cuenta que los cambios que se encontraran en las imágenes son los valores de radiancia que irán variando respecto a los cambios en la cobertura terrestre, estos cambios en la cobertura deben ser mayores a los cambios de luminosidad.

Se hace uso de la distribución de diferencias entre medias, un paso importante es la normalización de I_2 .

$$I^{\circ}_2(x, y) = \frac{\sigma_1}{\sigma_2}(I_2(x, y) - \mu_2) + \mu_1 \quad (3.13)$$

Donde μ es la media y σ es la desviación estándar.



I_1

Fig. 3.4 representación del histograma de la imagen 1 (Martinez, 2013)

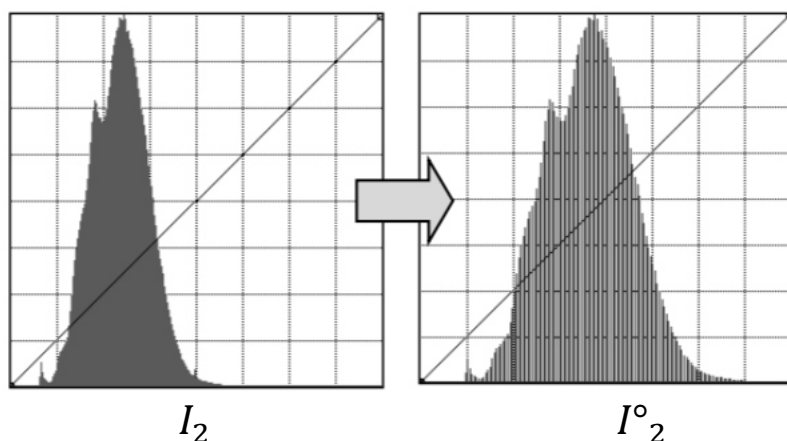


Fig. 3.5 evolución del histograma de la imagen 2 al ser normalizada (Martinez, 2013)

Luego se tienen que igualar las medias y la desviación estándar de ambas imágenes, para que la imagen de diferencias tenga una media cero.

La ecuación (2,18) queda de la siguiente manera

$$I_d(x, y) = |I_1(x, y) - I_2^o(x, y)| \quad (3.14)$$

Para poder detectar los cambios es necesario aplicar un umbral

$$T(x, y) = \begin{cases} 1, & I_d(x, y) \geq \tau \\ 0, & \text{otro valor} \end{cases} \quad (3.15)$$

El umbral se determina experimentalmente, donde lo que se quiere lograr es la construcción de una máscara de cambios en base a números binarios (1, hay cambio; 0, no hay cambio)

Otsu nos explica en su artículo que la elección de un umbral adecuado de nivel de grises es importante para la extracción de objetos de su fondo, por ello propone un método desde el punto de vista de análisis discriminante que evalúa directamente un umbral óptimo.

Comienza recomendando tener la imagen registrada y realiza una clasificación de los pixeles por niveles de gris desde 1 hasta L [1,2,3,...,L], denotamos el número de pixeles por nivel con n_i donde i serán los niveles desde 1 hasta L, N vendrá a ser la cantidad total de pixeles $N = n_1 + n_2 + \dots + n_L$. Normaliza el histograma de niveles de grises y considera una distribución de probabilidad.

$$P_i = \frac{n_i}{N} \quad P_i \geq 0 \quad \sum_{i=1}^L P_i = 1 \quad (3.16)$$

Divide los pixeles en dos clases las cuales llama C_0 y C_1 (fondo y objeto o viceversa) para un umbral K.

$$\begin{aligned} C_0 &= \text{pixeles con niveles } [1,2,3, \dots, K] \\ C_1 &= \text{pixeles con niveles } [k + 1, \dots, L] \end{aligned}$$

Denota las probabilidades de ocurrencia de las clases (3.17), la media de cada clase (3.18) y las varianzas de cada clase (3.19)

$$\varpi_0 = P_r(C_0) = \sum_{i=1}^k P_i = \varpi(k) \quad (3.17)$$

$$\varpi_1 = P_r(C_1) = \sum_{i=k+1}^L P_i = 1 - \varpi(k)$$

$$\begin{aligned} \mu_0 &= \sum_{i=1}^k iP_r(iC_0) = \sum_{i=1}^k \frac{iP_i}{\varpi_0} = \mu(k)/\varpi(k) \\ \mu_1 &= \sum_{i=k+1}^L iP_r(iC_1) = \sum_{i=k+1}^L \frac{iP_i}{\varpi_1} = \frac{\mu_\tau - \mu(k)}{1 - \varpi(k)} \end{aligned} \quad (3.18)$$

$$\begin{aligned}\sigma_0^2 &= \sum_{i=1}^k (i - \mu_0)^2 \Pr(i | C_0) = \sum_{i=1}^k (i - \mu_0)^2 (P_i / \varpi_0) \\ \sigma_1^2 &= \sum_{i=k+1}^L (i - \mu_1)^2 \Pr(i | C_1) = \sum_{i=k+1}^L (i - \mu_1)^2 (P_i / \varpi_1)\end{aligned}\quad (3.19)$$

Donde:

$$\varpi(k) = \sum_{i=1}^k p_i \quad (3.20)$$

$$\mu(k) = \sum_{i=1}^k i p_i \quad (3.21)$$

Que vienen a ser los momentos acumulativos de primer orden y cero del histograma hasta el nivel k

Para su posterior evaluación introduce medidas de criterio discriminantes.

$$\lambda = \frac{\sigma_B^2}{\sigma_W^2} \quad k = \frac{\sigma_T^2}{\sigma_W^2} \quad \eta = \frac{\sigma_B^2}{\sigma_T^2} \quad (3.22)$$

Llega a una función de evaluación la cual es la varianza entre clases dada por:

$$\sigma_B^2 = \frac{[\mu_{I_d} \varpi(k) - \mu_{\varpi}]^2}{\varpi(k)[1 - \varpi(k)]} \quad (3.23)$$

Donde μ_{I_d} es la media de I_d , $\varpi(k)$ es la probabilidad de la clase que tiene niveles de gris hasta k y μ_{ϖ} es la media de la clase ϖ . Finalmente, el valor del umbral optimo K^* se maximiza.

$$\sigma_b^2(K^*) = \max_{1 \leq K \leq N_g} \sigma_b^2(K) \quad (3.24)$$



Fig. 3.6 imágenes tomadas en fechas distintas de la región en desarrollo de Adana (Murat, 2012)

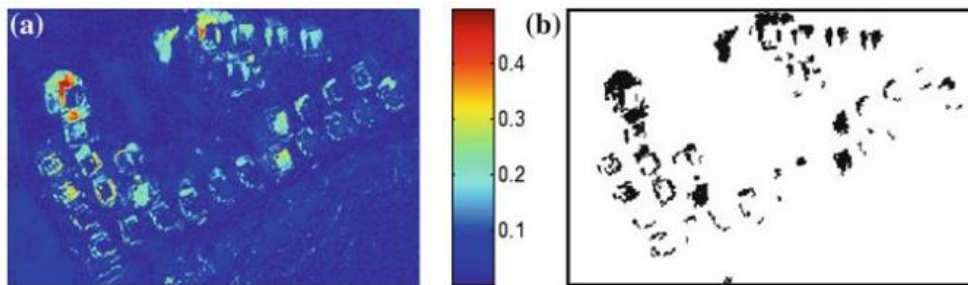


Fig. 3.7 Técnica de diferenciación de imágenes aplicado en la región en desarrollo de Adana (a) La imagen de diferencias (b) Imagen aplicado el umbral (Murat, 2012)

3.3.2 Regresión de imágenes

En esta técnica nos aprovecharemos de la función lineal de la segunda imagen que se toma para realizar una estimación de regresión por mínimos cuadrados.

De igual manera que la anterior técnica supondremos que tenemos dos imágenes en fechas distintas (T_1 y T_2) tomadas en la misma región de cobertura, es de conocimiento que la imagen I_2 (obtenida en T_2) es una función lineal de la primera imagen I_1 (obtenida en T_1). Sabiendo esto se puede estimar I_2 haciendo una regresión de mínimos cuadrados, representada de la siguiente manera:

$$I_2(x,y) = aI_1(x,y) + b \quad (3.25)$$

Debemos encontrar los parámetros a y b , para ello se define el error al cuadrado entre los datos medidos y los datos predichos para cada pixel como:

$$e^2 = (I_2(x, y) - I^o_2(\mathbf{x}, \mathbf{y}))^2 = (I_2(x, y) - aI_1(x, y) - b)^2 \quad (3.26)$$

La suma del error al cuadrado la representamos como:

$$S = \sum_{n=1}^N e^2 = \sum_{n=1}^N (I_2(x_n, y_n) - a(I_1(x_n, y_n) - b))^2 \quad (3.27)$$

Vamos a suponer que tenemos N observaciones. Para poder minimizar la suma del error al cuadrado S debemos encontrar los parámetros a y b. Para ello calcularemos las derivadas parciales de S respecto a y b.

$$\frac{\partial S}{\partial b} = -2 \sum_{n=1}^N (I_2(x_n, y_n) - a(I_1(x_n, y_n) - b)) \quad (3.28)$$

$$\frac{\partial S}{\partial a} = -2 \sum_{n=1}^N [(I_2(x_n, y_n) - a(I_1(x_n, y_n) - b)) I_1(x_n, y_n)] \quad (3.29)$$

Al equiparar ambas ecuaciones (3.20) y (3.21) a cero, conseguimos dos ecuaciones con dos incógnitas:

$$0 = \sum_{n=1}^N I_2(x_n, y_n) - \sum_{n=1}^N a I_1(x_n, y_n) - \sum_{n=1}^N b \quad (3.30)$$

$$0 = \sum_{n=1}^N I_2(x_n, y_n) I_1(x_n, y_n) - \sum_{n=1}^N a I_1(x_n, y_n)^2 - \sum_{n=1}^N b I_1(x_n, y_n) \quad (3.31)$$

Y resolviéndolas se obtiene:

$$a = \frac{n \sum_{n=1}^N I_2(x_n, y_n) I_1(x_n, y_n) - \sum_{n=1}^N I_2(x_n, y_n) \sum_{n=1}^N I_1(x_n, y_n)}{n \sum_{n=1}^N I_1(x_n, y_n)^2 - (\sum_{n=1}^N I_1(x_n, y_n))^2}, \quad (3.32)$$

$$b = \frac{\sum_{n=1}^N I_2(x_n, y_n) - a \sum_{n=1}^N I_1(x_n, y_n)}{N}. \quad (3.33)$$

El investigador seleccionara manualmente las observaciones de I_1 e I_2 (de las áreas sin cambios) para $n=1, \dots, N$. Se aplica una resta de I_2 con I_1 como en la imagen de diferencias, esperando que se muestren los cambios en la cobertura del suelo. Aplicando este método a I_2 se eliminarán los cambios de menor relevancia que quedaron después de la normalización. En consecuencia, al eliminar aún más los cambios que no son necesarios esta técnica presenta una mejora ligera respecto al anterior.

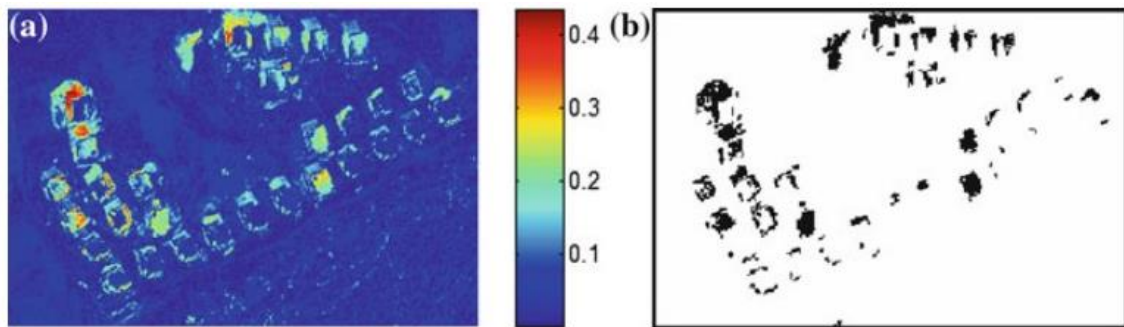
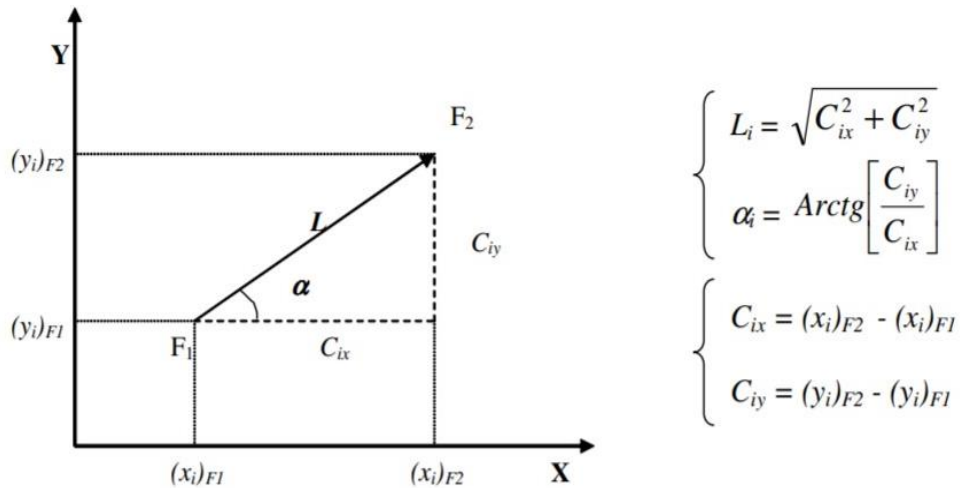


Fig 3.8 imágenes tomadas en fechas distintas de la región en desarrollo de Adana, después de la regresión (a) imagen de diferencias, (b) imagen de regresión aplicado un umbral (Murat, 2012)

3.3.3 Análisis de vector de cambios

Esta técnica nos ayuda en el análisis de varias bandas de imágenes simultáneamente la técnica de (CVA) es aplicada en detección de cambios, sin embargo también se le da uso en el análisis y clasificación de cambio. En esta técnica definimos los valores de los píxeles como vectores de bandas espectrales. Al igual que la diferenciación de imágenes los píxeles se restan para poder calcular los vectores de cambios (CV), los parámetros que se utilizan en el CV son la magnitud de cambios, ya que con ella podemos indicar el grado de cambio y puede comportarse como una versión multibanda de diferenciación de imágenes y la dirección de cambio que nos puede dar información adicional sobre el tipo de cambio.



- Módulo (L): Intensidad del cambio
 - Dirección (α): Tipo de cambio
- $(x_i)_{F1}$: Valor de la variable X en la fecha 1 y en un píxel genérico i
 - $(y_i)_{F1}$: Valor de la variable Y en la fecha 1 y en un píxel genérico i
 - C_{ix} : Magnitud de cambio en un píxel genérico i según la variable X

Fig 3.9 Esquema y formulación del método del vector de cambio (Fernández, 2017)

Los vectores de cambios se formulan por pixeles, debido a esto en la práctica el número de estos es descomunal. Por lo tanto, tenemos que cuantificar el espacio CV y asignarles direcciones en consecuencia. De una manera simple podemos lograr una cuantificación si dividimos el espacio por sus ejes principales, En la imagen 3.7 se puede ver un espacio de CV en dos dimensiones, cuantificada en cuatro cuadrantes, cuyos ejes son la banda 1 y la banda 2.

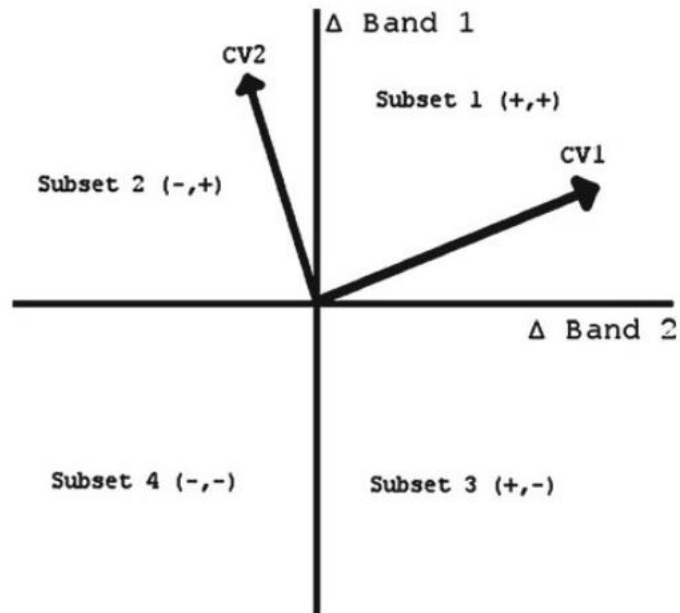


Fig 3.10 Vector de cambios en el espacio dividido en 4 cuadrantes (Murat, 2012)

En el caso de que sean 3 bandas se puede subconjuntos puede ser divididos en octantes. Se puede aprovechar el signo de las componentes de un CV para asignarles a un subconjunto. Por medio de los subconjuntos podemos determinar 2^n clases de cambio en un espacio de n dimensiones.

Esta técnica se puede usar para la interpretación visual, Si definimos nuestro espacio de color como HSI y correlacionamos la magnitud del vector de cambios a la intensidad (I), la dirección al tono (H) y dejamos constante la saturación, podemos proceder a una transformación de la imagen inicial obtenida en nuestro espacio de visualización RGB.

Como resultado se obtiene una imagen los tipos de cambio son definidos por la tonalidad, las tonalidades claras representaran una gran variedad de cambios mientras que las oscuras nos mostraran muy poca variación

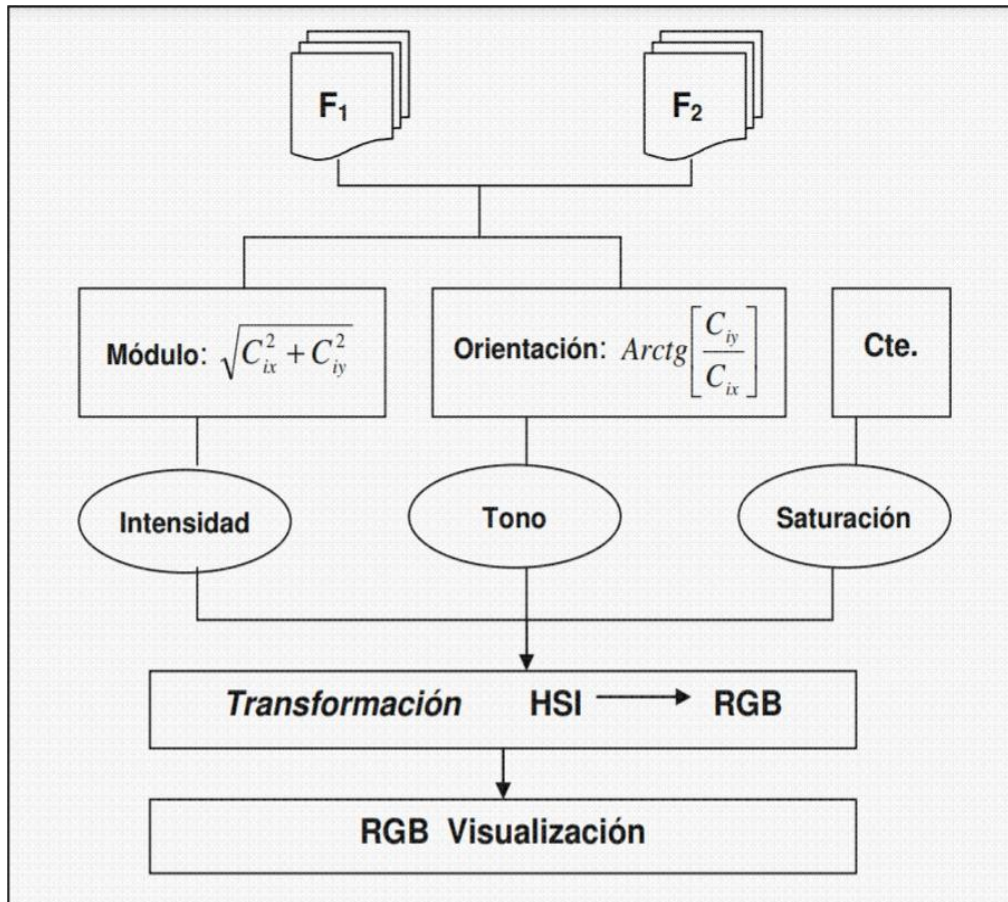


Fig 3.11 Esquema del método de visualización basado en la transformación del módulo y la orientación del vector de cambios desde el espacio de color HSI al RGB. (Fernández, 2017)

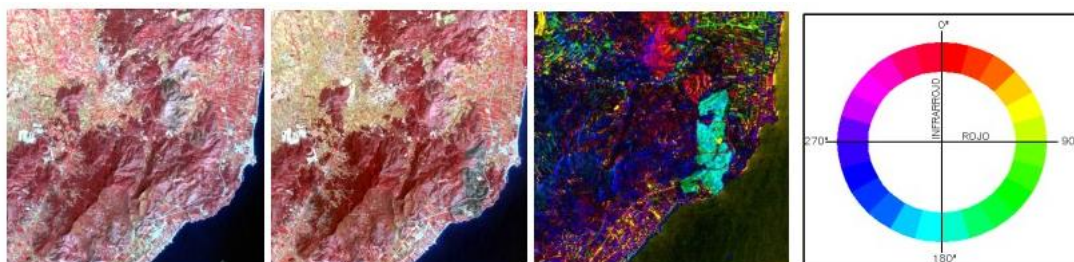


Fig 3.12 Aplicación del vector de cambios para una interpretación visual, de izquierda a derecha; combinación de falso color, izquierda imagen inicial y derecha imagen final. (Fernández, 2017)

En la imagen 3.9 se muestra un ejemplo al aplicar al aplicar la transformación RGB>HSI. Se muestran los cambios en tonalidades al aplicar el vector de cambios. Esta técnica está orientada cuando el número de clases de cambio es pequeño, cabe recalcar que las imágenes tienen que estar normalizadas con antelación.

CAPÍTULO 4: CONCLUSIONES

En este trabajo monográfico se tomó en cuenta los conocimientos fundamentales que debería tener todo estudiando e investigador que desee adentrarse en teledetección y detección de cambios aplicados a zonas de vegetación, tomándose en cuenta conceptos básicos de radiometría para que afianzar los fundamentos físicos de la interacción de radiación y sus fenómenos ópticos aplicados a suelo y vegetación. Adentrándose en los fundamentos básicos de teledetección, como en su proceso de aplicación remota a sistemas y resolución de sensores.

Si es bien que este trabajo monográfico tiene como tema el de teledetección, se centra en su aplicación de detección de cambios en el método de píxeles por ello se presentan las técnicas de detección de cambios en píxeles más recomendadas que vi pertinente.

4.1 Sobre los Fundamentos de radiometría

Se seleccionaron los conceptos más frecuentes que se usan en radiometría con sus respectivas formulas físicas, se tomó en consideración que como el tema de teledetección es un tema de afinidad para estudiantes de últimos años de carrera o que ya se graduaron, es por ello que no se explica detalladamente la interpretación física de las fórmulas, sin embargo, a pesar de ser conceptos básicos son los que se usan siempre en teledetección y se puso como un breve repaso de estos.

4.2 Sobre los Fundamentos espectrometría de la vegetación

Aunque la teledetección se puede aplicar a muchas para su detección remota por medio de sensores, esta monografía está centrada en zonas de vegetación, a diferencia

de la anterior sección acá se tomó en cuenta que el lector no cuenta con conocimientos relacionados a la espectrometría de vegetación es por ello que recopile en su mayoría lo más importantes fundamentos para su aplicación en vegetación, como la radiación que se analiza es la radiación óptica del espectro electromagnético, se mencionaron las propiedades ópticas que poseen las hojas detallando los niveles de reflectancia desde el visible hasta el infrarrojo medio que es el rango ideal del espectro para poder estudiar la vegetación, mencionándose la curva por defecto de reflectancia y los pigmentos que influyen gran parte en la absorción de radiación en el espectro visible. Finalmente se menciona la reflectancia en superficies tanto de campo (espectrometría) como es satélites. El investigador debe tomar en cuenta que para realizar correlaciones debe tener muestras de campo medidas por instrumental de espectroradiometría e imágenes satelitales para que pueda contrastar sus investigaciones.

4.3 Sobre los Fundamentos de teledetección

Siendo el tema de este trabajo monográfico se mostró el proceso que cumple la teledetección y las partes del sistema que interviene en él. Uno de los conceptos más desconocidos por parte de los estudiantes de últimos ciclos es el de la resolución de los sensores, siendo de vital importancia al momento de realizar algún proyecto en teledetección por ello se explica cada tipo de resolución siendo la más óptima para la detección de cambios la resolución temporal. Finalmente, un breve repaso sobre las imágenes multiespectrales e hiperspectrales para complementar.

4.4 Sobre la metodología

A modo de introducción en esta sección se comienza hablando sobre las firmas espectrales, siendo estas las principales en ser analizadas al momento culminar un

proyecto en teledetección. Se detalla los índices de vegetación más usados para la detección de cambios siendo entre ellos los principales el NDVI y el SAVI, para poder detectar cambios respecto a la estructura interna y fisiología de la hoja, aplicando los índices de vegetación nos será posible la detección de anomalías en zonas de vegetación.

La Detección de cambios en base a píxeles al ser una de las más antiguas también es una de las que más técnicas posee siendo algunas más eficientes que otras para su aplicación en vegetación, es por ello que se pusieron las tres las importantes, comenzando por diferenciación de imágenes para poner en conocimiento la existencia del umbral que puede ser aplicado a más técnica entre ellas la regresión de imágenes que es ligeramente más certera que el método anterior y finalmente la técnica de análisis de vector de cambios donde se involucra los parámetros de magnitud y dirección tomando a los píxeles como vectores de cambios y extrapolándose a una diferenciación por transformación haciendo uso de tonalidades.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Alan H. Strahler. (2009). Vegetation canopy reflectance modeling – recent developments and remote sensing perspectives, *Remote Sensing Reviews*, 15:1-4,179-194.
2. Allen, W.A., Gausman, H.W., and Richardson, A.J.(1973). Willstatter-Stoll theory of leaf reflectance evaluated by ray tracing, *Applied Optics*, 12, 10, 2448–2453.
3. A.M. Baldrige, S.J. Hook, C.I. Grove, G. Rivera. (2009). The ASTER Spectral library version 2.0. *Remote Sens. Environ*, 113, pp. 711–715.
4. Clevers, J.G. (1994). Imaging spectrometry in agriculture: Plant vitality and yield indicators. *Imaging Spectrometry: A Tool for Environmental Observations*, Kluwer Academic, Alphen aan den Rijn, the Netherlands, pp. 193–219.
5. Collins, W. (1976). Spectroradiometric detection and mapping of areas enriched in ferric iron minerals using airborne and orbiting instruments: PhD dissertation, Columbia University, pp. 120,
6. Collins, W. (1978). Remote sensing of crop type and maturity: *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. Vol. 44, N°1, pp. 43-55.
7. Congedo, L. C. (2017). Documentation Semi-Automatic Classification Plugin. <https://semiautomaticclassificationmanual-v5.readthedocs.io/es/latest/index.html>
8. E.F. Vermote, D. Tanré, J.L. Deuzé, M. Herman and J.-J. Morcrette. (1997). Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum, 6S: An Overview, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 35, No. 3, pp. 675-686.
9. Franc Grum and Richard J. Becherer. (1979). *Optical Radiation Measurements*.

- Volume 1: Radiometry, Academic, New York, pp.335.
10. Gates D.M., Keegan, H.J., Schleter, J.C., and Weidner, V.R. (1965). Spectral properties of plants. *Applied Optics*. Vol. 4, N° 1, pp.11–20.
 11. Guyot, G. and Baret, F. (1988). Utilisation de la haute résolution spectrale pour suivre l'état des couverts végétaux. *Proceedings of the 4th International Colloquium on Spectral Signatures of Objects in Remote Sensing*. ESA SP-287, Aussois, France, pp. 279–286.
 12. JENSEN, J. (2000). *Remote Sensing of the Environment: An Earth Resource Perspective*. Prentice Hall.
 13. K. N. Liou. (2002). *An Introduction to Atmospheric Radiation*. Second Edition. International Geophysics.
 14. Kumar, L., Schmidt, K. S., Dury, S., & Skidmore, A. K. (2001). Imaging spectrometry and vegetation science. In F. D. van der Meer, & S. M. de Jong (Eds.), *Imaging spectrometry: basic principles and prospective applications (Remote sensing and digital image processing; 4)* (pp. 111-155). Dordrecht, The Netherlands: Kluwer Academic
 15. Lu, D. (2005), Mausel, P., Batistella, M., Moran, E.: Land-cover binary change detection methods for use in the moist tropical region of the Amazon: A comparative study. *Int. J. Remote Sens.* 26(1), 101–114
 16. M. Herold, D.A. Roberts, M.E. Gardner, P.E. (2004) Dennison. Spectrometry for urban area remote sensing – development and analysis of a spectral library from 350 to 2400 nm. *Remote Sens. Environ.*, 91, pp. 304–319.
 17. Morton J. Canty. (2014). *Image Analysis, Classification And Change Detection In Remote Sensing*. Third Edition With Algorithms For Envi/Idl And Python. CRC Press Taylor & Francis Group.

18. Murat İlsever and Cem Ünsalan. (2012). Two-Dimensional Change Detection Methods: Remote Sensing Applications. Springer.
19. Narendra S. Goel. (2009). Models of vegetation canopy reflectance and their use in estimation of biophysical parameters from reflectance data, *Remote Sensing Reviews*. Vol. 4, N° 1, 1-212.
20. Otsu, N. (1979): A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* 9(1), 62–66
21. R.N. Clark. (1999). Spectroscopy of rocks and minerals and principles of spectroscopy. Edited by A.N. Rencz (Ed.), *Manual of Remote Sensing, Remote Sensing for the Earth Sciences*, John Wiley and Sons, New York, pp. 3–58.
22. R. M. Goody and Y. L. Yung. (1995). *Atmospheric Radiation. Theoretical Basis*. Second Edition, Oxford University Press.
23. R.N. Clark, G.A. Swayze, R. Wise, E. Livo, T. Hoefen, S.J. Kokaly, R. Sutley. (2007). USGS digital spectral library splib06a. U.S. Geol. Surv. Digit. Data Ser., p. 231.
24. Ruiz Fernández, LÁ. (2017). Métodos de detección de cambios en teledetección. <http://hdl.handle.net/10251/83139>
25. Simone Kotthaus, Thomas E.L. Smith, Martin J. Wooster, C.S.B. (2014). Grimmond. Derivation of an urban materials spectral library through emittance and reflectance spectroscopy. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 94, pp. 194–212.
26. Simone Kotthaus, Thomas E.L. Smith, Martin J. Wooster, C.S.B. (2011). Grimmond. Derivation of an urban materials spectral library through emittance and reflectance spectroscopy. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 94, pp. 194–212.

27. Singh, A. (1989): Review article: Digital change detection techniques using remotely-sensed data. *Int.J. Remote Sens.* 10(6), 989–1003
28. Willstatter, R.; Stoll, A., *Investigations on Chlorophyll*, (1913). (Translation by Schertz and Merz.) Science Press: Lancaster, PA, 1928, pp. 290–291.
29. Thenkabail, P.S., Lyon, G.J., and Huete, A. (2011). *Hyperspectral Remote Sensing of Vegetation*. CRC Press - Taylor and Francis group, Boca Raton, London, New York. Pp. 700.
30. Gutiérrez, Naú Silverio. (2013). Análisis multiespectral sobre imágenes de satélite para la localización de áreas de humedales en la zona de Llano Largo - Puerto Marquez del municipio de Acapulco.. *Academia Journals.* 5. 2947-2952.
31. Labrador Garcia M, Évora Brondo J.A, Arbelo Pérez M. (2012). *Satelites de Teledetección para la gestión del territorio.* pp 12-17